

**UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID**

FACULTAD DE INFORMÁTICA

Departamento de Ingeniería del Software e Inteligencia Artificial



**TESIS DOCTORAL**

**Modelo computacional cognitivo de toma de decisiones basado  
en el conocimiento: aplicación en la inferencia de  
explicaciones**

MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR

PRESENTADA POR

Ángel Iglesias Sánchez

Directores

M. Dolores del Castillo

J. Ignacio Serrano

**Madrid, 2013**

---

**MODELO COMPUTACIONAL  
COGNITIVO DE TOMA DE  
DECISIONES BASADO EN EL  
CONOCIMIENTO:  
APLICACIÓN EN LA INFERENCIA  
DE EXPLICACIONES**

---



**TESIS DOCTORAL**

**Ángel Iglesias Sánchez**

**Departamento de Ingeniería del Software e Inteligencia Artificial**

**Facultad de Informática**

**Universidad Complutense de Madrid**

**Enero 2013**



MODELO COMPUTACIONAL  
COGNITIVO DE TOMA DE  
DECISIONES BASADO EN EL  
CONOCIMIENTO:  
APLICACIÓN EN LA INFERENCIA DE  
EXPLICACIONES

*Memoria que presenta para optar al título de Doctor en Informática*

**Ángel Iglesias Sánchez**

*Dirigida por los Doctores*

**M. Dolores del Castillo**

**J. Ignacio Serrano**

**Departamento de Ingeniería del Software e Inteligencia Artificial**

**Facultad de Informática**

**Universidad Complutense de Madrid**

**Enero 2013**



*A Laura, cada vez.  
A Iris, luna de mi vida.  
A Isaac, mi sol y estrellas.*





## Agradecimientos

Este trabajo no hubiera sido posible sin Lola, gracias por confiar en ese estudiante trajeado que quería entrar en el abismo de la ciencia. No me olvido de Nacho, gracias por tus consejos que empiezan siendo nada y terminan dando con todo.

Quiero darle también las gracias a Jaime y Jesús por crear el ambiente de trabajo perfecto y, en general, a todos mis compañeros del centro, nadie puede trabajar bien sin esos paseos y esas charlas al sol después de comer.

Así mismo, quiero agradecer a mis padres, a mi hermano y a Marta todo lo que han hecho para que hoy esté escribiendo estas líneas, sin sus valores y su cariño, me habría perdido por el camino.

Y, por supuesto, a Laura, por su apoyo incondicional incluso cuando las revisiones interminables empezaron a hacer mella en mi personalidad.

Quiero agradecer al Consejo Superior de Investigaciones Científicas y, concretamente, al Centro de Automática y Robótica su apoyo y financiación.



## Resumen

La toma de decisiones, como disciplina de conocimiento, estudia los elementos que condicionan el comportamiento de los seres humanos cuando se enfrentan a un conjunto de opciones o alternativas y tienen que elegir una de ellas. Una de las características de este campo es la existencia de elementos de incertidumbre unida a una carencia de información sobre la bondad de la decisión y/o de las consecuencias de la misma. A todo esto hay que añadir la imposibilidad de construir un modelo objetivo del mundo, lo que da lugar a la generación de modelos subjetivos que representan las percepciones personales de los que se enfrentan al problema de decidir. Esta subjetividad pone de manifiesto la importancia capital del ser humano, como gestor de una decisión, en el proceso de la toma de decisiones y, en consecuencia, la necesidad de considerar los aspectos de comportamiento del mismo en este campo de trabajo.

Este trabajo de tesis doctoral parte del axioma que establece que las decisiones de un sujeto están basadas en el conocimiento. Este axioma sustenta la hipótesis principal de este trabajo: si un modelo toma las mismas decisiones que un ser humano y utiliza para ello el mismo conocimiento, entonces es capaz de ofrecer una explicación en los mismos términos que el propio sujeto.

En este trabajo de investigación se propone diseñar una arquitectura para construir modelos computacionales cognitivos que emulen el comportamiento de un sujeto ante una tarea de toma de decisiones. Esta arquitectura está basada en el conocimiento del dominio del problema que utilizan los propios sujetos cuando tienen que tomar una decisión, que no se limita a la probabilidad y el valor de las alternativas. La arquitectura es de naturaleza conexionista, facilitando la incorporación, modificación y/o eliminación de dicho conocimiento, y es neuropsicológicamente plausible, es decir, utiliza métodos susceptibles de ser atribuidos a la estructura y/o las funciones del cerebro humano de las que existen evidencias experimentales neurológicas y psicológicas.

Este trabajo presenta una validación experimental de la arquitectura propuesta a través de la similitud del comportamiento de los modelos basados en ella y el comportamiento de seres humanos. Finalmente, los modelos se emplean para validar la hipótesis de partida de este trabajo. La similitud entre las explicaciones del sujeto y las del modelo evidencia que el conocimiento empleado por ambos para tomar las decisiones es el mismo.





## Abstract

Decision making studies factors that affect human beings when they face a set of options or alternatives and they have to choose one depending on an objective or their preferences. One of the features of this field of study is the existence of uncertainty elements along with a lack of information about the goodness of a decision and/or its consequences. Besides, the impossibility of building an objective model of the world produces subjective models that represent perceptions coming as from a particular person who faces the problem of deciding. This subjectivity shows the importance of human beings, as decision makers, in the decision making process and, therefore, the necessity of considering the characteristics of their behavior.

This dissertation begins with the axiom that determines that decisions are based on knowledge. This axiom supports the hypothesis of this study: if a model and a human being make the same decisions and use the same knowledge, then the model can offer an explanation in the same terms as the human being would do it.

In this study it is proposed an architecture for building computational cognitive models that emulate human behavior in decision making tasks. This architecture is based on specific knowledge used by participants when making a decision and it is not limited to rewards and probabilities. The proposed architecture uses a connectionist representation of knowledge, making easier to add, remove or modify such knowledge. Besides, this architecture is neuropsychologically plausible, that is, it uses methods that can be attributed to the structure and/or functions of the human brain from which there is neurological and psychological experimental evidence.

This study presents an experimental validation of the proposed architecture through the similarity in the behavior of models based on it and the behavior of human beings. Finally, the models are used to probe the main hypothesis of this research. The similarity between the explanations of the human being and the model shows that the knowledge used by both in the decision making process is the same.





# Índice

<b>Agradecimientos</b>	<b>VII</b>
<b>Resumen</b>	<b>IX</b>
<b>Abstract</b>	<b>XI</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Introducción . . . . .	1
1.2. Motivación . . . . .	2
1.3. Objetivos . . . . .	4
1.4. Metodología y plan de trabajo . . . . .	5
1.5. Descripción de los capítulos . . . . .	6
<b>2. Toma de decisiones y modelos computacionales cognitivos</b>	<b>7</b>
2.1. Introducción . . . . .	7
2.1.1. Teorías representativas de toma de decisiones . . . . .	8
2.1.2. Conceptualización del trabajo de tesis . . . . .	14
2.2. Modelos computacionales cognitivos . . . . .	16
2.2.1. Modelos conexionistas . . . . .	17
2.3. Arquitecturas conexionistas de toma de decisiones . . . . .	18
2.3.1. Arquitecturas basadas en umbral . . . . .	18
2.3.2. Arquitecturas de ranking . . . . .	22
2.3.3. Conceptualización del trabajo de tesis . . . . .	26
2.4. Modelado computacional cognitivo . . . . .	27
2.4.1. Los algoritmos evolutivos . . . . .	29
2.4.2. Estrategias evolutivas . . . . .	30
2.4.3. Algoritmos genéticos de codificación real . . . . .	34
2.5. Conclusión . . . . .	37
<b>3. Una nueva arquitectura basada en el conocimiento</b>	<b>39</b>
3.1. Introducción . . . . .	39
3.2. Diseño de la arquitectura . . . . .	40
3.2.1. Red de decisión . . . . .	41
3.2.2. Función de valor . . . . .	44
3.2.3. Ejemplo . . . . .	45

3.3.	El Juego de Azar de Iowa . . . . .	47
3.4.	MAIDEN-IGT: Diseño de MAIDEN para el Juego de Azar de Iowa . . . . .	49
3.4.1.	Selección de un algoritmo evolutivo para MAIDEN-IGT . . . . .	52
3.4.2.	Análisis de la capa deliberativa . . . . .	61
3.4.3.	Modelos computacionales sobre IGT relacionados . . . . .	62
3.5.	Conclusión . . . . .	63
<b>4.</b>	<b>Comparación de MAIDEN-IGT con otras teorías de toma de decisiones</b>	<b>65</b>
4.1.	Introducción . . . . .	65
4.2.	Experimento . . . . .	67
4.2.1.	Método . . . . .	68
4.2.2.	Análisis . . . . .	69
4.2.3.	Resultados . . . . .	70
4.3.	Discusión de los resultados . . . . .	71
4.4.	Conclusión . . . . .	74
<b>5.</b>	<b>Validación experimental de los modelos basados en MAIDEN</b>	<b>75</b>
5.1.	Introducción . . . . .	75
5.2.	Optimización de los conceptos de la red de decisión . . . . .	76
5.2.1.	Método . . . . .	77
5.2.2.	Resultados . . . . .	77
5.3.	Estudio del comportamiento humano a través del modelo . . . . .	80
5.3.1.	Evolución de las redes de decisión . . . . .	82
5.3.2.	Evolución de la puntuación total . . . . .	83
5.3.3.	Casos particulares . . . . .	85
5.4.	Potencial predictivo dentro de IGT . . . . .	87
5.5.	Potencial predictivo en otra tarea . . . . .	90
5.5.1.	Predicción en SGT . . . . .	91
5.5.2.	Predicción en IGT . . . . .	92
5.6.	Generalización de MAIDEN a otras tareas de toma de decisiones . . . . .	92
5.6.1.	Red de decisión . . . . .	95
5.6.2.	Función de valor . . . . .	96
5.6.3.	Construcción de modelos de MAIDEN-DSF . . . . .	97
5.6.4.	Competición del Juego de las Existencias y los Flujos Dinámicos . . . . .	97
5.6.5.	Comparación de la evaluación continua y la evaluación discreta . . . . .	101
5.7.	Conclusión . . . . .	102
<b>6.</b>	<b>Validación de MAIDEN-IGT respecto a las explicaciones</b>	<b>105</b>
6.1.	Introducción . . . . .	105
6.2.	Utilización del mismo conocimiento como base de las explicaciones . . . . .	105
6.2.1.	Método . . . . .	106
6.2.2.	Análisis . . . . .	107
6.2.3.	Resultados . . . . .	112
6.2.4.	Comportamiento general de los participantes . . . . .	115
6.2.5.	Casos de estudio . . . . .	115
6.3.	Conclusión . . . . .	125
<b>7.</b>	<b>Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>127</b>

7.1. Introducción . . . . .	127
7.2. Recapitulación . . . . .	127
7.3. Cumplimiento de los objetivos propuestos . . . . .	129
7.4. Aportaciones del trabajo de tesis doctoral . . . . .	131
7.5. Trabajo futuro . . . . .	132
<b>Apéndices</b>	<b>133</b>
<b>A. Pseudocódigos de los algoritmos evolutivos</b>	<b>135</b>
A.1. Introducción . . . . .	135
A.2. Pseudocódigo de una Estrategia Evolutiva . . . . .	135
A.3. Pseudocódigo de un Algoritmo Genético de Codificación Real . . . . .	136
<b>B. Aplicación de varios RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT</b>	<b>137</b>
B.1. Introducción . . . . .	137
<b>C. Instrucciones del Juego de Azar de Iowa</b>	<b>151</b>
C.1. Introducción . . . . .	151
C.2. Instrucciones IGT sin pedir explicaciones . . . . .	151
C.3. Instrucciones IGT con explicaciones . . . . .	151
<b>D. Explicaciones</b>	<b>153</b>
D.1. Introducción . . . . .	153
D.2. Sujeto 4001 . . . . .	154
D.3. Sujeto 4002 . . . . .	160
D.4. Sujeto 4003 . . . . .	164
D.5. Sujeto 4004 . . . . .	168
D.6. Sujeto 4005 . . . . .	173
D.7. Sujeto 4006 . . . . .	177
D.8. Sujeto 4007 . . . . .	182
D.9. Sujeto 4008 . . . . .	186
D.10. Sujeto 4009 . . . . .	190
D.11. Sujeto 4010 . . . . .	194
D.12. Sujeto 4011 . . . . .	198
D.13. Sujeto 4012 . . . . .	202
D.14. Sujeto 4013 . . . . .	206
D.15. Sujeto 4014 . . . . .	211
D.16. Sujeto 4015 . . . . .	215
D.17. Sujeto 4016 . . . . .	219
D.18. Sujeto 4017 . . . . .	223
D.19. Sujeto 4018 . . . . .	227
D.20. Sujeto 4019 . . . . .	231
D.21. Sujeto 4020 . . . . .	235
<b>E. Evolución de la red de decisión a lo largo de la tarea</b>	<b>241</b>
E.1. Introducción . . . . .	241
E.2. Sujeto 4001 . . . . .	242
E.3. Sujeto 4002 . . . . .	243

---

E.4. Sujeto 4003 . . . . .	244
E.5. Sujeto 4004 . . . . .	245
E.6. Sujeto 4005 . . . . .	246
E.7. Sujeto 4006 . . . . .	247
E.8. Sujeto 4007 . . . . .	248
E.9. Sujeto 4008 . . . . .	249
E.10. Sujeto 4009 . . . . .	250
E.11. Sujeto 4012 . . . . .	251
E.12. Sujeto 4013 . . . . .	252
E.13. Sujeto 4014 . . . . .	253
E.14. Sujeto 4016 . . . . .	254
E.15. Sujeto 4017 . . . . .	255
E.16. Sujeto 4018 . . . . .	256
E.17. Sujeto 4019 . . . . .	257
E.18. Sujeto 4020 . . . . .	258
<b>Bibliografía</b>	<b>259</b>
<b>Lista de acrónimos</b>	<b>269</b>



# Índice de figuras

2.1. Función de utilidad potencial ( $u(.)$ ) para diferentes valores del parámetro $a$ .	9
2.2. Función de valor ( $v(.)$ ) para $x \geq 0$ y diferentes valores del parámetro $\alpha$ en la Teoría de la Perspectiva.	11
2.3. Función de valor ( $v(.)$ ) para $x < 0$ , $\lambda = 1$ y diferentes valores del parámetro $\beta$ en la Teoría de la Perspectiva.	11
2.4. Función de valor ( $v(.)$ ) para $x < 0$ , $\beta = 1$ y diferentes valores del parámetro $\lambda$ en la Teoría de la Perspectiva.	12
2.5. Función de probabilidad ( $\pi(.)$ ) para diferentes valores del parámetro $\delta$ en la Teoría de la Perspectiva.	12
2.6. Función de valor ( $f(.)$ ) para diferentes valores del parámetro $Q$ en la arquitectura de Ho.	14
2.7. Función de descuento temporal ( $g(.)$ ) para diferentes valores del parámetro $K$ en la arquitectura de Ho.	15
2.8. Función de probabilidad ( $h(.)$ ) para diferentes valores del parámetro $H$ en la arquitectura de Ho.	15
2.9. Esquema que muestra la Arquitectura de Acumulador para una elección entre dos alternativas ( $A_1$ y $A_2$ ) con dos criterios ( $C_1$ y $C_2$ ).	19
2.10. Esquema que representa la arquitectura de Acumuladores Competitivos con Fugas para una elección entre tres alternativas ( $A_1$ , $A_2$ y $A_3$ ) y dos criterios ( $C_1$ y $C_2$ ).	20
2.11. Diagrama que muestra la arquitectura conexionista de la Teoría del Campo de la Decisión para tratar una tarea de toma de decisiones que tiene tres alternativas disponibles: $A_1$ , $A_2$ y $A_3$ .	21
2.12. Arquitectura de Red Recurrente (las puntas de flecha representan conexiones positivas o excitadoras mientras que los círculos representan conexiones negativas o inhibitorias).	22
2.13. Mapa Cognitivo Borroso Competitivo para una elección entre tres alternativas ( $A_1$ , $A_2$ y $A_3$ ) y tres criterios ( $C_1$ , $C_2$ y $C_3$ ).	23
2.14. Conexiones entre las unidades de la red, el módulo de evolución, el módulo de transformación y el módulo de valoración. Las diferentes unidades representan eventos ( $E_1$ , $E_2$ y $E_3$ ), criterios ( $C_1$ y $C_2$ ), predicciones ( $P_{11}$ , $P_{12}$ , $P_{21}$ y $P_{22}$ ), valores discretos ( $T_{11}$ , $T_{12}$ , $T_{21}$ y $T_{22}$ ) y alternativas ( $A_1$ y $A_2$ ).	24
2.15. Diagrama que muestra una versión simplificada de la arquitectura DECIDER.	25

2.16. Esquema de ANDREA (5-HT: neuronas serotoninérgicas, ACC: córtex cingulada anterior, AMYG: amígdala, DA: neuronas dopaminérgicas, DLPFC: córtex prefrontal dorsolateral, OFC: córtex orbitofrontal, VS: estrato ventral).	26
2.17. Esquema de los módulos de GAGE (VMPFC: córtex prefrontal ventromedial, AMY: amígdala, NAcc: núcleo accumbens, VTA: área ventral tegmental, HIP: hipocampo).	26
2.18. Operadores de recombinación en las ESs.	32
3.1. Esquema de los dos circuitos neuronales que llegan hasta la amígdala.	41
3.2. Función de activación lineal de MAIDEN.	43
3.3. Ejemplo de una red de decisión sencilla con once conceptos.	44
3.4. Ejemplo de red de decisión y función de valor para un juego de azar.	46
3.5. Red de decisión y función de valor para el juego A del ejemplo.	47
3.6. Red de decisión y función de valor para el juego B del ejemplo.	47
3.7. Interfaz desarrollada en este trabajo para el Juego de Azar de Iowa.	48
3.8. Esquema de la red de decisión utilizada por MAIDEN-IGT.	51
3.9. Esquema del modelado de un sujeto.	52
3.10. Ejemplo de una red de decisión simplificada de MAIDEN-IGT con sus conexiones clasificadas en $W_{Del}$ , $W_{gEstimada}$ , $W_{pEstimada}$ , $W_{riesgoG}$ y $W_{riesgoP}$ .	53
3.11. Comportamiento durante IGT de los 5 sujetos empleados para analizar los distintos algoritmos evolutivos.	55
4.1. Esquema general de las evaluaciones continua (izquierda) y discreta (derecha) para medir el nivel de adaptación de un modelo al comportamiento humano.	66
4.2. Esquema general del modelado del comportamiento del sujeto i según las distintas arquitecturas.	70
5.1. Esquema de la nueva red de decisión de MAIDEN-IGT con los conceptos extraídos de las entrevistas.	79
5.2. Redes de decisión del modelo del sujeto 2010 en los distintos tramos del juego (20 - 40), (20 - 60), (20 - 80), (20 - 100) y (20 - 120).	86
5.3. Redes de decisión del modelo del sujeto 2031 en los distintos tramos del juego (20 - 40), (20 - 60), (20 - 80), (20 - 100) y (20 - 120).	88
5.4. Interfaz desarrollada para el Juego de las Existencias y los Flujos Dinámicos	94
5.5. Capas de la red de decisión de MAIDEN-DSF con sus posibles conexiones	95
5.6. Esquema que representa el uso de la función de valor por MAIDEN-DSF	97
5.7. Condiciones del entorno con una salida constante nula	98
5.8. Condiciones del entorno con salidas no nulas	99
5.9. Red de decisión de MAIDEN-DSF empleada en la competición	100
5.10. Comportamiento de MAIDEN-DSF y del sujeto <i>Sujeto 8b</i>	102
6.1. Información presentada por pantalla en el Juego de Azar de Iowa (IGT).	107
6.2. Red de decisión y función de valor para evaluar un posible juego de azar.	110
6.3. Puntuación obtenida con la activación de un único concepto.	110
6.4. Decisiones de los modelos basados en MAIDEN-IGT que coinciden con las de los sujetos (aciertos), decisiones descartadas (descartes) y decisiones no coincidentes (fallos).	112

6.5. Similitud media de las explicaciones de cada sujeto con las distintas funciones de impacto. . . . .	113
6.6. Similitud de las explicaciones de MAIDEN-IGT y del modelo de referencia aleatorio. . . . .	114
6.7. Puntuación total del sujeto 4001 en cada bloque del juego IGT. . . . .	120
6.8. Red de decisión del sujeto 4001 ajustada en distintos tramos de decisiones. .	121
6.9. Puntuación total del sujeto 4018 en cada bloque del juego IGT. . . . .	123
6.10. Red de decisión del sujeto 4018 ajustada en distintos tramos de decisiones. .	124
D.1. Comportamiento del sujeto 4001 durante IGT. . . . .	154
D.2. Comportamiento del sujeto 4002 durante IGT. . . . .	160
D.3. Comportamiento del sujeto 4003 durante IGT. . . . .	164
D.4. Comportamiento del sujeto 4004 durante IGT. . . . .	168
D.5. Comportamiento del sujeto 4005 durante IGT. . . . .	173
D.6. Comportamiento del sujeto 4006 durante IGT. . . . .	177
D.7. Comportamiento del sujeto 4007 durante IGT. . . . .	182
D.8. Comportamiento del sujeto 4008 durante IGT. . . . .	186
D.9. Comportamiento del sujeto 4009 durante IGT. . . . .	190
D.10. Comportamiento del sujeto 4010 durante IGT. . . . .	194
D.11. Comportamiento del sujeto 4011 durante IGT. . . . .	198
D.12. Comportamiento del sujeto 4012 durante IGT. . . . .	202
D.13. Comportamiento del sujeto 4013 durante IGT. . . . .	206
D.14. Comportamiento del sujeto 4014 durante IGT. . . . .	211
D.15. Comportamiento del sujeto 4015 durante IGT. . . . .	215
D.16. Comportamiento del sujeto 4016 durante IGT. . . . .	219
D.17. Comportamiento del sujeto 4017 durante IGT. . . . .	223
D.18. Comportamiento del sujeto 4018 durante IGT. . . . .	227
D.19. Comportamiento del sujeto 4019 durante IGT. . . . .	231
D.20. Comportamiento del sujeto 4020 durante IGT. . . . .	235
E.1. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4001. . . . .	242
E.2. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4002. . . . .	243
E.3. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4003. . . . .	244
E.4. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4004. . . . .	245
E.5. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4005. . . . .	246
E.6. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4006. . . . .	247
E.7. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4007. . . . .	248
E.8. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4008. . . . .	249
E.9. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4009. . . . .	250
E.10. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4012. . . . .	251
E.11. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4013. . . . .	252
E.12. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4014. . . . .	253
E.13. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4016. . . . .	254
E.14. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4017. . . . .	255
E.15. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4018. . . . .	256
E.16. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4019. . . . .	257
E.17. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4020. . . . .	258





# Índice de Tablas

3.1. Resultados posibles de cada baraja en el Juego de Azar de Iowa (IGT). . . . .	50
3.2. Algoritmos Genéticos de Codificación Real utilizados. . . . .	57
3.3. Media ( $E$ ) y desviación típica ( $SD$ ) de la media de los valores de la función de aptitud de diez ejecuciones de cada RCGA con diferentes configuraciones del tamaño de la población ( $s$ ), la tasa de mutación ( $p_m$ ) y la tasa de cruce ( $p_c$ ). . . . .	58
3.4. Media ( $E$ ) y desviación típica ( $SD$ ) de los valores de la función de aptitud de CMA-ES y RCGA6 con diferentes configuraciones del tamaño de la población y tiempo que tardan en realizar una generación ( $t$ (seg.)). . . . .	61
3.5. Valor de la función de aptitud de MAIDEN-IGT utilizando una red de decisión con y sin capa deliberativa . . . . .	61
4.1. Resultados posibles de cada baraja en el Juego de Azar de Soochow. . . . .	68
4.2. Ganancias y pérdidas posibles de cada baraja en el Juego de Azar de Iowa (IGT). . . . .	68
4.3. Arquitecturas de toma de decisiones junto con sus funciones y parámetros característicos. . . . .	69
4.4. Valor de la función de aptitud de la mejor solución y la media (entre paréntesis) de las diez ejecuciones de CMA-ES para cada participante del grupo A y cada arquitectura. . . . .	71
4.5. Valor de la función de aptitud de la mejor solución y la media (entre paréntesis) de las diez ejecuciones de CMA-ES para cada participante del grupo B y cada arquitectura. . . . .	72
4.6. Coeficiente V de Cramer de cada arquitectura y cada participante del grupo A. El * muestra un análisis $\chi^2$ con una significación estadística de $p < 0.05$ . . . . .	72
4.7. Coeficiente V de Cramer de cada arquitectura y cada participante del grupo B. El * muestra un análisis $\chi^2$ con una significación estadística de $p < 0.05$ . . . . .	73
5.1. Correlación V de Cramer y valor de la función de aptitud de la mejor solución y la media (entre paréntesis) de las soluciones obtenidas después de ejecutar diez veces CMA-ES para cada participante del grupo A y cada versión de la red de decisión de MAIDEN-IGT. El * muestra un análisis $\chi^2$ con una significación estadística de $p < 0.05$ . . . . .	80

5.2. Correlación V de Cramer y valor de la función de aptitud de la mejor solución y la media (entre paréntesis) de las soluciones obtenidas después de ejecutar diez veces CMA-ES para cada participante del grupo B y cada versión de la red de decisión de MAIDEN-IGT. El * muestra un análisis $\chi^2$ con una significación estadística de $p < 0.05$ . . . . .	81
5.3. Error cuadrático medio (RMSE) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento de cada sujeto del grupo A. . . . .	82
5.4. Error cuadrático medio (RMSE) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento de cada sujeto del grupo B. . . . .	83
5.5. Puntuación total final y por bloques de cada participante del grupo A. . . .	84
5.6. Puntuación total final y por bloques de cada participante del grupo B. . . .	84
5.7. Error cuadrático medio (RMSE) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 2010. . . . .	85
5.8. Error cuadrático medio (RMSE) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 2031. . . . .	87
5.9. Porcentaje de predicciones correctas de los modelos del grupo A. . . . .	89
5.10. Porcentaje de predicciones correctas de los modelos del grupo B. . . . .	89
5.11. Valores del estadístico $G^2$ y decisiones correctas correspondientes a los modelos del grupo A ajustados en IGT y aplicados en SGT. . . . .	91
5.12. Valores del estadístico $G^2$ y decisiones correctas correspondientes a los modelos del grupo B ajustados en IGT y aplicados en SGT. . . . .	92
5.13. Valores del estadístico $G^2$ y decisiones correctas correspondientes a los modelos del grupo A ajustados en SGT y aplicados en IGT. . . . .	93
5.14. Valores del estadístico $G^2$ y decisiones correctas correspondientes a los modelos del grupo B ajustados en SGT y aplicados en IGT. . . . .	93
5.15. Coeficiente de correlación $R^2$ y raíz del error cuadrático medio (RECM) del comportamiento de MAIDEN-DSF con la evaluación continua y discreta emulando al sujeto <i>Sujeto 8b</i> . . . . .	102
6.1. Similitud media de las explicaciones de cada sujeto según el impacto calculado por cuatro funciones distintas. . . . .	114
6.2. Número de decisiones correctas (Dec.), similitud de las explicaciones (Exp.) y número de decisiones descartadas (Des.) de los modelos característicos de cada sujeto en cada bloque. . . . .	120
6.3. Número de decisiones correctas (Dec.), número de decisiones descartadas (Des.) y similitud (Exp.) de los conceptos ordenados según su impacto y de los conceptos identificados de las explicaciones del sujeto 4001 para cada bloque y cada red. . . . .	122
6.4. Número de decisiones correctas (Dec.), número de decisiones descartadas (Des.) y similitud (Exp.) de los conceptos ordenados según su impacto y de los conceptos identificados de las explicaciones del sujeto 4018 para cada bloque y cada red. . . . .	123

B.1. Valores de la función de aptitud de los distintos RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento del sujeto 1001 del experimento presentado en la Sección 5.2 ( $s$ = tamaño de la población, $p_c$ = tasa de cruce, $p_m$ = tasa de mutación, $E$ = media, $SD$ = desviación típica). . . . .	139
B.2. Valores de la función de aptitud de los distintos RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento del sujeto 1002 del experimento presentado en la Sección 5.2 ( $s$ = tamaño de la población, $p_c$ = tasa de cruce, $p_m$ = tasa de mutación, $E$ = media, $SD$ = desviación típica). . . . .	142
B.3. Valores de la función de aptitud de los distintos RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento del sujeto 1003 del experimento presentado en la Sección 5.2 ( $s$ = tamaño de la población, $p_c$ = tasa de cruce, $p_m$ = tasa de mutación, $E$ = media, $SD$ = desviación típica). . . . .	144
B.4. Valores de la función de aptitud de los distintos RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento del sujeto 1004 del experimento presentado en la Sección 5.2 ( $s$ = tamaño de la población, $p_c$ = tasa de cruce, $p_m$ = tasa de mutación, $E$ = media, $SD$ = desviación típica). . . . .	147
B.5. Valores de la función de aptitud de los distintos RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento del sujeto 1005 del experimento presentado en la Sección 5.2 ( $s$ = tamaño de la población, $p_c$ = tasa de cruce, $p_m$ = tasa de mutación, $E$ = media, $SD$ = desviación típica). . . . .	149
E.1. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4001.	242
E.2. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4002.	243
E.3. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4003.	244
E.4. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4004.	245
E.5. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4005.	246
E.6. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4006.	247
E.7. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4007.	248
E.8. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4008.	249
E.9. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4009.	250
E.10. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4012.	251
E.11. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4013.	252
E.12. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4014.	253
E.13. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4016.	254
E.14. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4017.	255

- E.15. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4018. 256
- E.16. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4019. 257
- E.17. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4020. 258

# Introducción

*Por donde navego, dejo una estela turbia y blanca;  
aguas pálidas y mejillas aún más pálidas.  
Las ondas envidiosas, a los lados,  
se hinchan para ahogar mi rastro;  
que lo hagan, pero antes paso yo.*

Herman Melville, Moby Dick

**RESUMEN:** Este capítulo recoge las motivaciones de este trabajo de investigación, los objetivos propuestos, el plan de trabajo y una breve descripción de los capítulos que componen esta tesis.

## 1.1. Introducción

La economía, ciencia que estudia el comportamiento humano como la relación entre unas necesidades y unos recursos escasos que tienen usos alternativos (L. Robbins, 1932), ha sido siempre una de las grandes preocupaciones de la sociedad moderna. La economía puede dividirse en dos grandes ramas dependiendo del alcance de su análisis: la microeconomía y la macroeconomía. La microeconomía analiza las decisiones individuales que toman los consumidores, las empresas y los inversores para alcanzar algún fin propio como, por ejemplo, aumentar sus beneficios. Las empresas analizan el comportamiento de los consumidores para saber cómo piensan, cómo eligen entre diversas opciones y cómo se ven condicionados por el entorno. Mediante estos estudios del comportamiento, las empresas pueden mejorar sus estrategias para llegar eficazmente al consumidor. La macroeconomía estudia la influencia de las políticas económicas, como los cambios en un impuesto, en las variables indicadoras del nivel de vida de una sociedad, como la tasa de desempleo.

Desde el punto de vista de la microeconomía se pueden diseñar experimentos en los que un sujeto tiene que tomar decisiones para conseguir un objetivo determinado, a menudo definido en forma de juego. Y son estos experimentos los que permiten observar cómo se toman esas decisiones y comprobar qué características del diseño experimental influyen en ellas.

A raíz de la preocupación por entender la economía y codificar los experimentos en forma de juegos, surge la teoría de juegos, que se inició formalmente con el trabajo de John von Neumann y Oskar Morgenstern (Von Neumann y Morgenstern, 1944) acerca de los juegos cooperativos y tuvo su auge con el trabajo de John F. Nash (Nash, 1950), autor del llamado equilibrio de Nash. El objeto de estudio de la teoría de juegos es la estrategia

óptima en juegos donde los costes y los beneficios de cada opción dependen de las decisiones de otros sujetos. Uno de los juegos más famosos es el dilema del prisionero (Flood, 1952; Poundstone, 1992) donde el egoísmo generalizado perjudica los beneficios de los jugadores.

La necesidad de comprender y descifrar el proceso mental de la toma de decisiones nace con la economía y la teoría de juegos. La disciplina de conocimiento de la Toma de Decisiones estudia los factores que influyen en los seres humanos cuando se enfrentan a un conjunto de opciones o alternativas de las cuales tienen que elegir una dependiendo de un objetivo y/o de unas preferencias. Las tareas de toma de decisiones proporcionan de antemano el conjunto de alternativas disponibles para solucionar el problema y su dificultad reside en determinar si una decisión será satisfactoria, es decir, si se alcanzará con ella el objetivo de la tarea. La toma de decisiones no sólo ha resultado interesante en economía y en la teoría de juegos, sino que también ha sido aplicada en otras disciplinas como la medicina (Mushlin y Greene, 2009), la psicología (Hastie, 2001), los agentes inteligentes (Das, 2008) o la neurociencia (Rushworth y Behrens, 2008), entre otras.

Las teorías acerca de la toma de decisiones pueden clasificarse en dos grandes grupos: teorías normativas y teorías descriptivas. Las teorías normativas se centran en la elección racional entre varias opciones y suponen que el comportamiento humano está guiado por una serie de normas con unas preferencias bien definidas. Es decir, establece las normas que una persona debería seguir para tomar una decisión racional (Walliser, 2007). Se entiende ésta como la decisión que, dada cierta información, representa la manera de alcanzar el mejor resultado, es decir, representa la decisión óptima. Las teorías descriptivas, en cambio, buscan explicar cómo y por qué las personas toman las decisiones que toman (V. Smith, 1991).

Es en el segundo grupo, el de las teorías descriptivas, donde se centra este trabajo de tesis, que analiza cómo las personas toman realmente decisiones.

Debido a su nexo con los aspectos de comportamiento del ser humano, este trabajo está relacionado con la ciencia cognitiva, que estudia los sistemas inteligentes y la naturaleza de la inteligencia (Simon, 1980). La ciencia cognitiva es interdisciplinar ya que abarca ideas y métodos de la psicología, la lingüística, la filosofía, la informática, la inteligencia artificial, la neurociencia y la antropología. Esta ciencia analiza los procesos que emplea el cerebro, especialmente el humano, en la realización de tareas complejas como la percepción, la resolución de problemas, el aprendizaje, el uso del lenguaje y, la más importante para este trabajo, la toma de decisiones. La ciencia cognitiva surge en 1956 como un nuevo paradigma científico para entender cómo se representa y se transforma la información en el cerebro. Durante ese año, George A. Miller publicó un artículo acerca de la capacidad limitada de la memoria a corto plazo (Miller, 1956), Noam Chomsky publicó uno de sus primeros análisis de las gramáticas formales (Chomsky, 1956), Jerome S. Bruner, Jacqueline J. Goodnow, y George A. Austin presentaron la clasificación como un fenómeno de la cognición (Bruner, Goodnow, y Austin, 1956) y Allen Newell y Herbert A. Simon publicaron el primer algoritmo que resolvía problemas imitando a los seres humanos (Newell y Simon, 1956). Ese año marcó el inicio del desarrollo de los modelos cognitivos como un medio para representar los procesos cognitivos que quieren analizarse.

Este trabajo de investigación propone una arquitectura computacional cognitiva para construir modelos personalizados de toma de decisiones.

## 1.2. Motivación

Esta tesis surge del trabajo de investigación dentro del proyecto HESPERIA (CDTI - Programa CENIT - 2005) para construir un sistema de ayuda a la toma de decisiones en situaciones de emergencia. En este marco se estudiaron varios métodos de toma de decisio-

nes pertenecientes al paradigma normativo, que calculaban la mejor decisión respecto a un objetivo bien definido. En el campo de la toma de decisiones en situaciones de emergencia, el paradigma normativo tiene sentido ya que la persona que tiene que tomar una decisión está sometida a un gran estrés y las consecuencias de una mala decisión pueden ser nefastas. De esta forma, el sistema normativo desarrollado se emplea para conducir al sujeto sometido a la presión de la emergencia hacia la decisión óptima dentro de un contexto con información exhaustiva procedente de varias fuentes.

Los sistemas de ayuda a la decisión están concebidos para facilitar al sujeto la toma de decisiones y nunca para sustituirle. Una de las formas más habituales de ayudar al sujeto consiste en sugerirle alternativas detalladas para que el razonamiento no recaiga exclusivamente sobre él. Es lógico pensar que un sistema de ayuda a la decisión es más completo y útil si, además de proporcionar la mejor alternativa, proporciona una explicación de por qué es la mejor. A partir de esta idea se han desarrollado varios modelos normativos que explican sus decisiones por medio de reglas preconcebidas y así ayudan al sujeto a comprender el porqué de la decisión del modelo (Segal y Shahar, 2009). Una de las características que comparten estos modelos y las teorías en las que se basan es que presuponen que todos los sujetos que realizan una misma tarea de toma de decisiones emplean el mismo conocimiento.

Al igual que las explicaciones dadas por los modelos son necesarias para entender sus decisiones, las explicaciones de los sujetos también lo son para comprender el proceso mental de la toma de decisiones. Existen evidencias de que los seres humanos a menudo eligen opciones que no son las mejores desde el punto de vista normativo, lo que demuestra que el comportamiento humano no puede describirse siempre mediante métodos normativos. Es más, durante las dos últimas décadas se ha hecho patente en diversos campos de aplicación, como la economía y la neurociencia, el papel fundamental que juegan ante una decisión las respuestas emocionales o intuitivas basadas en conocimiento que no puede formalizarse.

La toma de decisiones se considera un proceso mental del ser humano que integra varias funciones cognitivas e intelectivas esenciales entre las que se encuentran la memoria acerca de la experiencia pasada, la percepción del estado actual del mundo, la estimación de las consecuencias de cada decisión y la atención puesta a la información relevante. Aquí surge una de las principales motivaciones de este trabajo: la inquietud personal por conocer más acerca de la dinámica de ciertos procesos cognitivos. La dificultad de estudiar estos procesos mediante los métodos actuales provenientes de la psicología y la neurociencia hace necesario el diseño y construcción de arquitecturas computacionales que permitan la elaboración y la validación de hipótesis respecto al comportamiento humano.

Este trabajo de tesis doctoral parte del axioma de que las decisiones de un sujeto están basadas en el conocimiento. Una de las motivaciones de este trabajo proviene de la tendencia de la mayoría de los modelos existentes a representar a todos los sujetos en conjunto y a partir de la premisa de que todos ellos utilizan exactamente el mismo conocimiento. Esta tesis propone un estudio individualizado teniendo en cuenta que no todos los sujetos emplean el mismo conocimiento en el proceso de la toma de decisiones. La principal dificultad de este trabajo reside en cómo representar el conocimiento y los heurísticos que utiliza cada sujeto y cómo hacer explícito dicho conocimiento. Las explicaciones de las decisiones son marcadores muy útiles para inferir el conocimiento que utiliza el sujeto y a raíz de ello surge la hipótesis principal de este trabajo: si un modelo toma las mismas decisiones que un ser humano y utiliza para ello el mismo conocimiento, entonces debería ser capaz de ofrecer una explicación en los mismos términos que el propio sujeto. La similitud de las explicaciones del modelo y del sujeto es un indicador de que el conocimiento empleado para tomar las decisiones es el mismo.

Por último, es una motivación personal el hecho de aportar ideas nuevas para ayu-

dar a entender el proceso de la toma de decisiones cuyo funcionamiento completo aún se desconoce.

### 1.3. Objetivos

La validación de la hipótesis inicial de que si un modelo es capaz de tomar las mismas decisiones que un sujeto, entonces pueden extraerse las mismas justificaciones conceptuales que ofrece el sujeto a partir del conocimiento representado en el modelo conduce a un trabajo de investigación que se articula en los siguientes objetivos:

- Uno de los objetivos principales de este trabajo es el diseño y desarrollo de una arquitectura conexionista de toma de decisiones. A continuación se muestran los subobjetivos que se derivan de éste:
  - La arquitectura permitirá construir modelos computacionales cognitivos del comportamiento de cualquier sujeto.
  - La arquitectura tendrá que ser genérica y no estará orientada a una única tarea de toma de decisiones.
  - La arquitectura deberá ser neuropsicológicamente plausible, es decir, empleará estructuras y métodos que puedan ser atribuibles a las funciones/estructuras del cerebro humano por medio de evidencias experimentales neurológicas y psicológicas.
  - La arquitectura seguirá un enfoque basado en el conocimiento.
  - Cada modelo basado en esta arquitectura representará el conocimiento específico que utiliza el sujeto cuyo comportamiento está modelando.
  - La representación del conocimiento permitirá añadir, eliminar o modificar el conocimiento almacenado de una manera sencilla.
  - La arquitectura aportará un marco para analizar el comportamiento de los sujetos.
- El segundo objetivo principal de este trabajo es la evaluación de la arquitectura:
  - Respecto a las decisiones de los modelos basados en ella y las decisiones de otros modelos basados en otras teorías de toma de decisiones.
    - La comparación se centrará en el potencial de los modelos para tomar las mismas decisiones que un sujeto. Para ello, será necesario describir una medida de similitud entre el comportamiento del modelo y el del sujeto.
  - En relación a la escalabilidad de la arquitectura.
  - Dependiendo de la eficacia predictiva de los modelos:
    - Dentro de una misma tarea.
    - En otra tarea distinta a la que se ha empleado en su construcción.
- El tercer y último objetivo principal se centra en la validación de la hipótesis inicial empleando la arquitectura propuesta.
  - Los modelos desarrollados presentarán una explicación de sus decisiones en forma de conceptos.

- Se definirá una medida de similitud entre las explicaciones de los modelos en forma de conceptos y las explicaciones de los sujetos en lenguaje natural.
- Por último, se probará la utilidad de la arquitectura como herramienta para validar hipótesis relacionadas con la toma de decisiones.

## 1.4. Metodología y plan de trabajo

Puesto que los modelos computacionales de toma de decisiones que se pretenden diseñar y desarrollar han de ser neuropsicológicamente plausibles tanto en su estructura como en su dinámica, el formalismo de representación que se utilizará para representar computacionalmente los aspectos implicados en el proceso y la relación entre los mismos consistirá en una red de nodos interconectados mediante relaciones ponderadas imitando circuitos neuronales involucrados en la toma de decisiones.

Así pues, en primer lugar se estudiarán los mecanismos, aspectos cognitivos y evidencias conocidas, tanto neurológicas como psicológicas, que participan en el proceso de toma de decisiones del ser humano, como pueden ser las emociones, el arrepentimiento, la predicción o la memoria, entre otras. A continuación se estudiará la manera de representar e integrar todos estos aspectos utilizando el formalismo de representación citado, considerando las diversas opciones de implementación y planteando así una arquitectura preliminar.

Se completará la arquitectura preliminar en los aspectos para los que no existan evidencias provenientes de la psicología o la neurociencia diseñando e integrando métodos artificiales.

Una vez diseñada y construida la arquitectura neuropsicológicamente plausible, se determinarán procedimientos experimentales que permitan comparar los modelos basados en ella con los seres humanos, tanto en el procedimiento como en el resultado de la toma de decisiones. Será necesario para ello establecer relaciones directas entre medidas extraídas de los modelos y medidas extraídas de los sujetos humanos.

Además, se diseñarán y realizarán experimentos para validar la hipótesis de partida que pongan de manifiesto la similitud de los modelos con los seres humanos. Por último, se propondrán nuevas hipótesis y líneas de trabajo futuras.

Las tareas y su distribución en el marco temporal son las siguientes:

- Tarea I. Estudio de los mecanismos neurológicos y psicológicos de la toma de decisiones
- Tarea II. Implementación de los mismos mediante un formalismo de representación conexionista
- Tarea III. Finalización del modelo mediante mecanismos artificiales
- Tarea IV. Estudio de medidas provenientes de los modelos y de los seres humanos
- Tarea V. Comparación con otras teorías y ajuste con sujetos humanos
- Tarea VI. Experimentación y optimización de la arquitectura
- Tarea VII. Análisis de la eficacia predictiva de los modelos
- Tarea VIII. Aplicación de la arquitectura a varias tareas de toma de decisiones
- Tarea IX. Validación de la hipótesis de partida

## 1.5. Descripción de los capítulos

El siguiente capítulo presenta una descripción del proceso de la toma de decisiones, así como un marco con el que estudiarlo y que se denomina modelado computacional cognitivo.

El Capítulo 3 describe el diseño una nueva arquitectura, MAIDEN, para construir modelos computacionales cognitivos de toma de decisiones basados en el conocimiento que conforma la principal herramienta experimental utilizada en este trabajo de investigación.

En el Capítulo 4 se presenta una comparación entre MAIDEN-IGT (una adaptación de MAIDEN para tratar con el Juego de Azar de Iowa) y varias arquitecturas representativas de toma de decisiones respecto a su capacidad para modelar el comportamiento de un grupo de sujetos durante el mencionado juego.

El Capítulo 5 recoge una optimización de los conceptos de la red de decisión de MAIDEN-IGT, demuestra la utilidad de los modelos basados en ella para analizar individualmente el comportamiento humano, comprueba el potencial predictivo de los modelos dentro de una misma tarea y en tareas distintas y, por último, describe una adaptación de MAIDEN para tratar con otra tarea de toma de decisiones denominada el Juego de las Existencias y los Flujos Dinámicos.

En el Capítulo 6 se demuestra que los modelos basados en MAIDEN-IGT son capaces de ofrecer una explicación de las decisiones en los mismos términos que el sujeto cuyo comportamiento modelan y, por tanto, que el conocimiento representado en la red de MAIDEN-IGT es el mismo que utilizan los sujetos para tomar una decisión.

Para finalizar, el Capítulo 7 recoge las conclusiones del trabajo de investigación realizado, los objetivos alcanzados, las aportaciones y, por último, nuevas líneas de investigación futuras.

Respecto a los algoritmos evolutivos, el apéndice A recoge la descripción en pseudocódigo de las Estrategias Evolutivas y los Algoritmos Genéticos. El apéndice B muestra los valores de la función de aptitud de un Algoritmo Genético de Codificación Real obtenidos con varias configuraciones de sus parámetros.

En referencia al comportamiento de los sujetos que participaron en el experimento descrito en el Capítulo 6, el Apéndice C.1 muestra las instrucciones que se les mostraron por pantalla. El Apéndice D contiene la secuencia de decisiones junto con las explicaciones de los sujetos y el Apéndice E muestra la evolución de la red de decisión de MAIDEN-IGT de cada sujeto a lo largo de la tarea.

# Toma de decisiones y modelos computacionales cognitivos

*Ser o no ser, esa es la cuestión:  
si es más noble para el alma  
soportar las flechas y pedradas de la áspera Fortuna  
o armarse contra un mar de adversidades  
y darles fin en el encuentro.*

William Shakespeare, Hamlet

**RESUMEN:** Este capítulo describe el proceso de la toma de decisiones, explica cómo abordarlo desde el punto de vista de los modelos computacionales cognitivos, presenta una clasificación de arquitecturas conexionistas de toma de decisiones y, por último, muestra diversos métodos para estimar los valores de los parámetros de los modelos computacionales cognitivos.

## 2.1. Introducción

El problema que aborda este trabajo de investigación es el proceso de la toma de decisiones entendido como una capacidad cognitiva del ser humano. Existen diversas definiciones de la toma de decisiones y todas ellas convergen en un grupo de componentes esenciales: un conjunto de opciones, un entorno que determina los resultados de cada decisión y un objetivo marcado por la tarea de toma de decisiones (Hastie y Pennington, 1995). La toma de decisiones comienza con el concepto de preferencia. Una decisión ocurre cuando una persona se enfrenta a varias opciones (alternativas) que tienen distintas características (criterios), evalúa las consecuencias de elegir cada una de ellas y, finalmente, elige una dependiendo de sus preferencias (Rustichini, 2009).

Por ejemplo, en el experimento descrito en (Tversky, Slovic, y Kahneman, 1990), se le presentó a un grupo de sujetos los siguientes juegos de azar:

- Juego A: Ganar 4 € con una probabilidad de 0.95 o no ganar nada
- Juego B: Ganar 16 € con una probabilidad de 0.60 o perder 8 €

En este ejemplo, las alternativas representarían a cada uno de los juegos (A y B) y los criterios serían las posibles ganancias, pérdidas y sus probabilidades. Un primer intento

de establecer las preferencias de cada alternativa conlleva la multiplicación de los posibles resultados por sus probabilidades. Sin embargo, durante el experimento, la mayoría de los sujetos eligieron el juego A, a pesar de que la preferencia del juego B calculada con la multiplicación ( $16 \cdot 0.60 - 8 \cdot 0.40 = 6.4$ ) era mayor que la del juego A ( $4 \cdot 0.95 - 0 \cdot 0.05 = 3.8$ ). Este hecho sugiere que la tarea de predecir las decisiones de un ser humano no es trivial, ya que las decisiones dependen tanto de factores externos procedentes del entorno, como de factores internos del sujeto (experiencia subjetiva).

Este capítulo recoge algunas de las teorías representativas de la toma de decisiones en el ser humano que calculan las preferencias de cada alternativa mediante una expresión matemática ( $S(\cdot)$ ). Esta expresión puntúa cada alternativa dependiendo de los posibles resultados y sus probabilidades.

La toma de decisiones es un proceso cognitivo y, por tanto, puede estudiarse utilizando modelos computacionales cognitivos, que son representaciones de procesos cognitivos mediante programas informáticos. Existen diversas arquitecturas para construir modelos computacionales cognitivos que reproducen el comportamiento de un sujeto. Este trabajo se centra en las arquitecturas conexionistas de toma de decisiones y presenta una clasificación de las mismas.

Para construir modelos que representen un comportamiento específico, es necesario establecer los valores de los parámetros de la arquitectura en la cual se basan. Este capítulo describe también la manera de fijar estos valores y resalta los algoritmos evolutivos como método de construcción de modelos.

### 2.1.1. Teorías representativas de toma de decisiones

Las teorías de la toma de decisiones pueden dividirse en dos grupos, las teorías normativas y las teorías descriptivas. El estudio de las decisiones humanas se ha desarrollado tradicionalmente en el campo de la economía y la teoría de juegos y se centra en comportamientos normativos que definen el hecho de que un sujeto tiene que elegir siempre la alternativa que maximice la recompensa asociada a las consecuencias de una decisión. Al contrario que en el campo de la economía, la psicología pretende describir el comportamiento humano para entender mejor cómo los sujetos toman realmente sus decisiones y por qué su comportamiento difiere de los principios normativos.

Esta subsección presenta diversas teorías de toma de decisiones de ambos grupos expresadas en forma de expresiones matemáticas ( $S(\cdot)$ ), que puntúan cada alternativa ( $A$ ) por medio de dos variables, el posible resultado o recompensa de la decisión ( $x$ ) y la probabilidad de obtenerlo ( $p$ ). De esta forma, estas teorías calculan una relación de orden de alternativas dependiendo de su puntuación y la alternativa con la mejor puntuación determina la decisión. En todas las expresiones características de cada teoría,  $A_j$  representa la alternativa  $j$ -ésima (por ejemplo,  $A_1$  representaría al juego A en el experimento de (Tversky y cols., 1990)) y  $x_{ij}$  y  $p_{ij}$  son respectivamente la recompensa y la probabilidad del resultado  $i$ -ésimo de la alternativa  $A_j$  (por ejemplo, el juego A del mismo ejemplo anterior estaría definido por  $x_{11} = 4$ ,  $p_{11} = 0.95$ ,  $x_{21} = 0$  y  $p_{21} = 0.05$ ).

#### 2.1.1.1. Teoría del Valor Esperado

El origen de las teorías de toma de decisiones se remonta al siglo XVII con los estudios de Pascal y Fermat. De acuerdo a sus trabajos, los seres humanos racionales deben elegir la alternativa que ofrezca el mayor valor esperado. La racionalidad se entiende aquí como la maximización del valor esperado. Esta teoría normativa puede representarse mediante

la siguiente expresión:

$$S(A_j) = \sum_{i=1}^n x_{ij} \cdot p_{ij} \quad (2.1)$$

La función 2.1 no contiene ningún parámetro para definir su funcionamiento, aparte de los valores de la probabilidad y la recompensa que están fijados objetivamente por la descripción de la tarea. Desde este punto de vista, que es puramente normativo, todos los sujetos deben tomar las mismas decisiones.

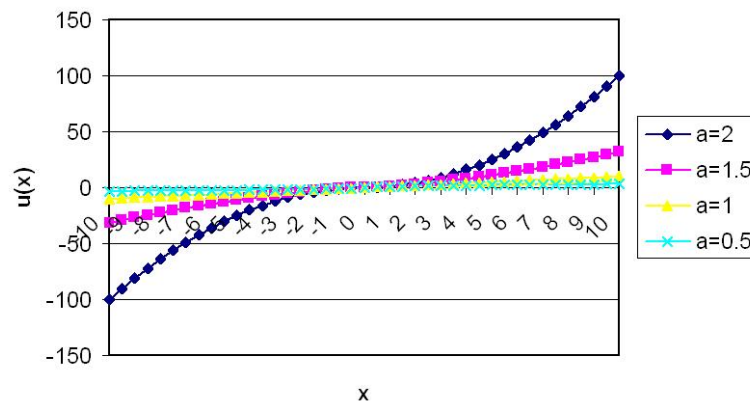
### 2.1.1.2. Teoría de la Utilidad Esperada

La forma de puntuar las alternativas mediante la Teoría del Valor Esperado fue muy criticada debido a los resultados empíricos que demostraron que el comportamiento de los seres humanos no se ajustaba al valor esperado. La Teoría del Valor Esperado evolucionó al método descrito en (Bernoulli, 1954): la Teoría de la Utilidad Esperada. Con este punto de vista, las alternativas no se puntúan respecto a los valores objetivos de sus recompensas, sino que se evalúan mediante un parámetro subjetivo denominado utilidad (Von Neumann y Morgenstern, 1944; Kording, 2007). De acuerdo con esta teoría, los seres humanos deben elegir la alternativa que maximice la utilidad esperada. A pesar de que la Teoría de la Utilidad Esperada no ha demostrado su capacidad para describir el comportamiento real de los sujetos (Allais, 1953; Ellsberg, 1961; Tversky y Kahneman, 1974), ha sido la base para otras teorías de toma de decisiones que proporcionan mejores descripciones del comportamiento humano (Starmer, 2000). La función que representa esta teoría normativa puede definirse mediante la siguiente expresión:

$$S(A_j) = \sum_{i=1}^n u(x_{ij}) \cdot p_{ij} \quad (2.2)$$

Una de las funciones de utilidad  $u(\cdot)$  más utilizadas es la función de utilidad potencial:

$$u(x) = \begin{cases} x^a & \text{si } x \geq 0 \\ -|x|^a & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (2.3)$$



**Figura 2.1.** Función de utilidad potencial ( $u(\cdot)$ ) para diferentes valores del parámetro  $a$ .

La función de utilidad contiene un parámetro,  $a$ , cuyo valor puede variar con cada sujeto que se esté modelando. Este parámetro añade cierto grado de subjetividad al proceso de

toma de decisiones y permite que cada sujeto proporcione su propia valoración de las recompensas asociadas a cada alternativa (Baron, 2004). Por ejemplo, el hecho de ganar 100€ no tiene el mismo impacto sobre una persona que ya tiene 9000€ que sobre una persona que tiene sólo 1€. El parámetro  $a$  define la curva de la función  $u(\cdot)$  y representa la evaluación subjetiva de un sujeto sobre las recompensas. Si el comportamiento de un sujeto está definido por un valor de  $a = 2$ , entonces significa que la diferencia de utilidad entre una recompensa de -8 y -7 es mayor que la diferencia de utilidad entre una recompensa de 0 y 1, como muestra la figura 2.1, aunque las diferencias absolutas son ambas de una unidad.

En resumen, la Teoría de la Utilidad Esperada se caracteriza mediante un único parámetro:  $a$ .

### 2.1.1.3. Teoría de la Perspectiva

Una teoría considerada como descriptiva y que refleja el comportamiento humano mejor que la Teoría de la Utilidad Esperada, es la Teoría de la Perspectiva (*Prospect Theory*) (Kahneman y Tversky, 1979). La Teoría de la Perspectiva distingue, de acuerdo a evidencias psicológicas, dos fases en el proceso de toma de decisiones: una primera fase de edición y una segunda fase de evaluación. La fase de edición es un análisis preliminar de las alternativas disponibles que transforma las recompensas y las probabilidades de acuerdo a ciertos sesgos cognitivos como, por ejemplo, el efecto del contexto (*framing effect*) que condiciona las decisiones de un sujeto dependiendo de la forma en que se le presentan las alternativas. Aunque no hay una teoría formal sobre la fase de edición, existen algunas reglas que describen su funcionamiento (Tversky y Kahneman, 1986). En la segunda fase, las alternativas ya editadas se evalúan y la que obtiene la mejor puntuación determina la decisión. Esta teoría descriptiva establece que los seres humanos toman decisiones dependiendo de una función de valor ( $v(\cdot)$ ) y una función de probabilidad ( $\pi(\cdot)$ ). De esta manera, esta teoría calcula un valor subjetivo tanto de la recompensa como de la probabilidad.

$$S(A_j) = \sum_{i=1}^n v(x_{ij}) \cdot \pi(p_{ij}) \quad (2.4)$$

Existen evidencias psicológicas que demuestran que las pérdidas tienen un impacto mayor que las ganancias en el proceso de puntuación de las alternativas (Kahneman y Tversky, 1984) y, por tanto, deben definirse mediante distintos parámetros, a diferencia de la Teoría de la Utilidad Esperada que emplea el mismo parámetro  $a$  para modelar las ganancias y las pérdidas.

La función de valor utilizada en esta teoría está definida por la siguiente expresión:

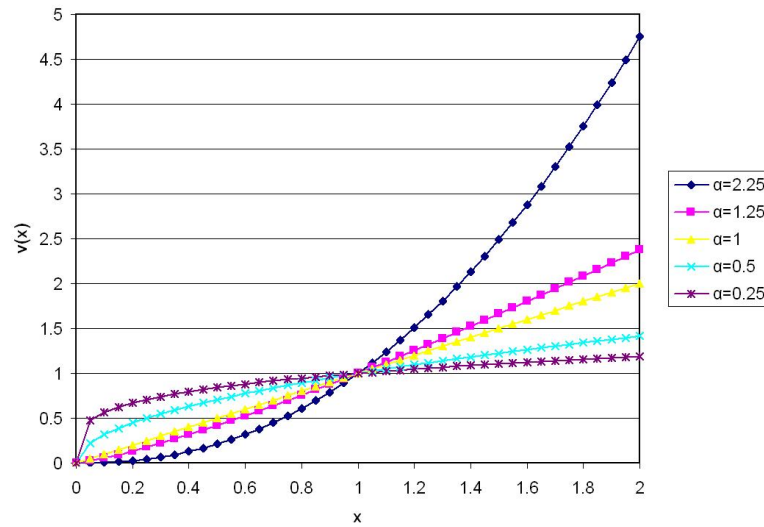
$$v(x) = \begin{cases} x^\alpha & \text{si } x \geq 0 \text{ Ganancias} \\ -\lambda \cdot |x|^\beta & \text{si } x < 0 \text{ Pérdidas} \end{cases} \quad (2.5)$$

Las figuras 2.2, 2.3 y 2.4 muestran por separado la función de valor aplicada a las ganancias y a las pérdidas. La evaluación de las ganancias está definida mediante el parámetro  $\alpha$  y las pérdidas mediante  $\beta$  y  $\lambda$ . El parámetro  $\alpha$  determina la curva de la función de valor para las recompensas positivas mientras que  $\beta$  lo hace para las negativas. El parámetro  $\lambda$  define la pendiente de la curva para las pérdidas. A medida que  $\lambda$  se incrementa, la pendiente también lo hace y, por tanto, la diferencia entre los valores negativos también. Si  $\lambda = 1$  y  $\alpha$  es igual que  $\beta$ , entonces la función de valor es simétrica respecto al valor  $x = 0$ .

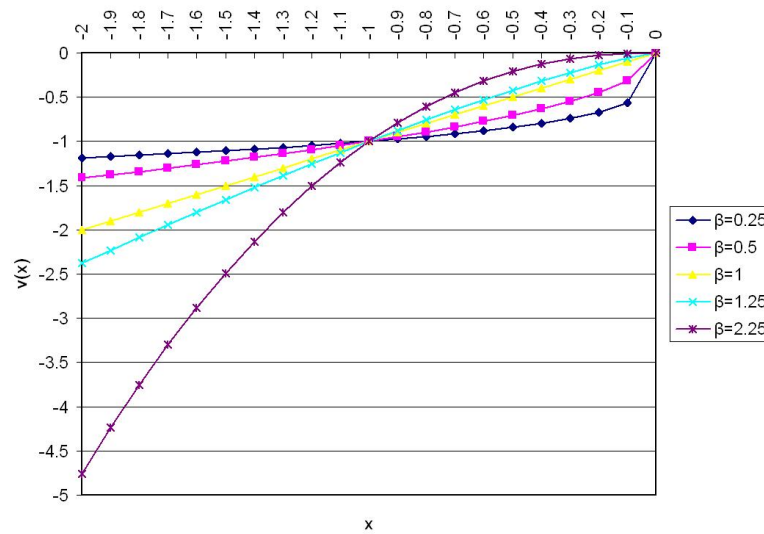
La función de probabilidad también es diferente en caso de ganancias o pérdidas:

$$\pi(p) = \begin{cases} \frac{p^\delta}{(p^\delta + (1-p)^\delta)^{\frac{1}{\delta}}} & \text{Ganancias} \\ \frac{p^\gamma}{(p^\gamma + (1-p)^\gamma)^{\frac{1}{\gamma}}} & \text{Pérdidas} \end{cases} \quad (2.6)$$

Los dos parámetros que determinan la función de probabilidad ( $\pi(\cdot)$ ) son  $\delta$  para el caso de las ganancias y  $\gamma$  para las pérdidas. Ambos parámetros definen la curva de la función de probabilidad. La figura 2.5 muestra diferentes curvas de la función de probabilidad



**Figura 2.2.** Función de valor ( $v(\cdot)$ ) para  $x \geq 0$  y diferentes valores del parámetro  $\alpha$  en la Teoría de la Perspectiva.



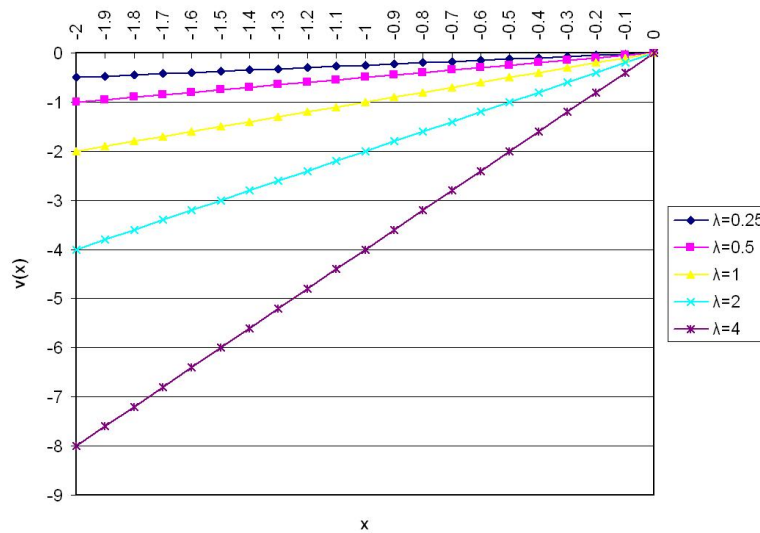
**Figura 2.3.** Función de valor ( $v(\cdot)$ ) para  $x < 0$ ,  $\lambda = 1$  y diferentes valores del parámetro  $\beta$  en la Teoría de la Perspectiva.

dependiendo del valor de  $\delta$ . Las curvas para el caso de las pérdidas serán las mismas que el caso de las ganancias pero cambiando  $\delta$  por  $\gamma$ .

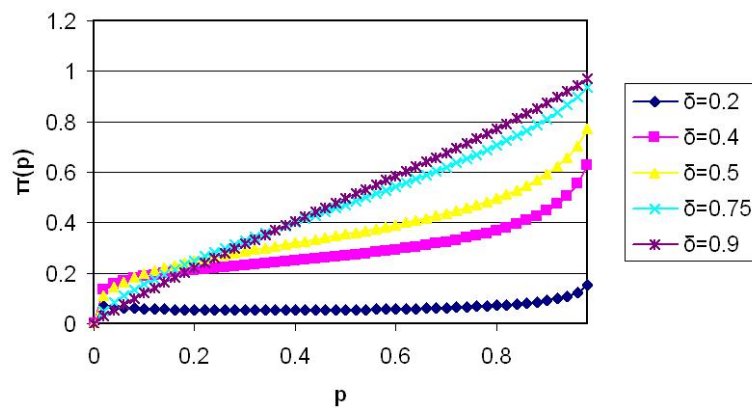
En resumen, la Teoría de la Perspectiva se caracteriza mediante cinco parámetros:  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\lambda$ ,  $\delta$  y  $\gamma$ .

#### 2.1.1.4. Teoría de la Perspectiva Acumulativa

Una versión posterior de la Teoría de la Perspectiva es la denominada Teoría de la Perspectiva Acumulativa (*Cumulative Prospect Theory*) (Tversky y Kahneman, 1992). En esta nueva versión, la probabilidad subjetiva de un único resultado se calcula mediante las probabilidades objetivas de todos los resultados posibles. Por ejemplo, si ordenamos los resultados de mayor a menor y el valor que divide las ganancias de las pérdidas está en la



**Figura 2.4.** Función de valor ( $v(\cdot)$ ) para  $x < 0$ ,  $\beta = 1$  y diferentes valores del parámetro  $\lambda$  en la Teoría de la Perspectiva.



**Figura 2.5.** Función de probabilidad ( $\pi(\cdot)$ ) para diferentes valores del parámetro  $\delta$  en la Teoría de la Perspectiva.

posición  $z$ -ésima, entonces:

$$S(A_j) = \sum_{i=1}^n v(x_{ij}) \cdot \pi_{ij} \quad (2.7)$$

donde:

$$\pi_{ij} = \begin{cases} \pi(p_{ij}) & \text{si } i = n \\ \pi(\sum_{k=i}^n p_{kj}) - \pi(\sum_{k=i+1}^n p_{kj}) & \text{si } i \geq z \\ \pi(\sum_{k=0}^i p_{kj}) - \pi(\sum_{k=0}^{i-1} p_{kj}) & \text{si } i < z \\ \pi(p_{ij}) & \text{si } i = 0 \end{cases} \quad (2.8)$$

En este caso, el cálculo de la probabilidad subjetiva se basa en la posición que ocupe el resultado. Por ejemplo, sea la alternativa  $A_1$  de un determinado problema con la que se pueden obtener los siguientes resultados con sus respectivas probabilidades:

- -15€ con probabilidad de 0.10
- -10€ con probabilidad de 0.40
- 1€ con probabilidad de 0.40
- 5€ con probabilidad de 0.05
- 20€ con probabilidad de 0.05

Entonces:

$$\begin{aligned} \pi_{01} &= \pi(0.10) \\ \pi_{11} &= \pi(0.10 + 0.40) - \pi(0.40) = \pi(0.50) - \pi(0.40) \\ \pi_{21} &= \pi(0.40 + 0.05 + 0.05) - \pi(0.05 + 0.05) = \pi(0.50) - \pi(0.10) \\ \pi_{31} &= \pi(0.05 + 0.05) - \pi(0.05) = \pi(0.10) - \pi(0.05) \\ \pi_{41} &= \pi(0.05) \end{aligned} \quad (2.9)$$

La función de probabilidad ( $\pi(\cdot)$ ) depende de los mismos parámetros que en la Teoría de la Perspectiva ( $\delta$  y  $\gamma$ ).

En resumen, la Teoría de la Perspectiva Acumulativa se caracteriza mediante cinco parámetros:  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\lambda$ ,  $\delta$  y  $\gamma$ .

### 2.1.1.5. Arquitectura de Ho

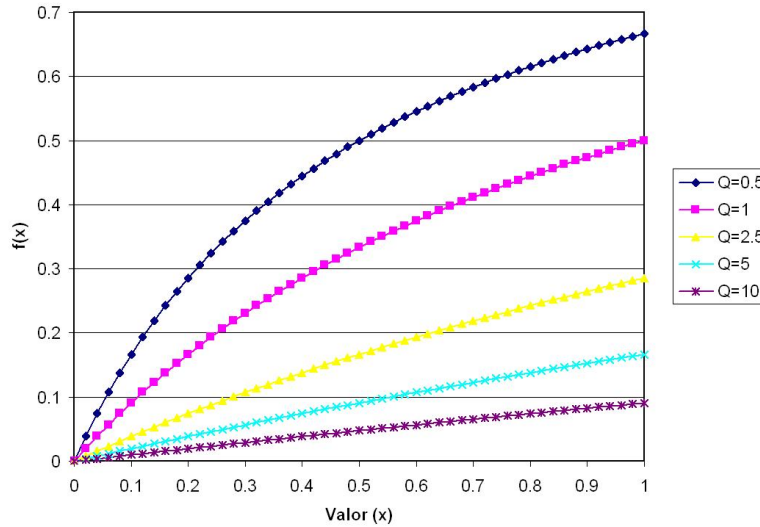
Otra forma de evaluar los resultados de una decisión considerada dentro del paradigma descriptivo es la basada en las funciones de valor y probabilidad descritas en (Ho, Mobini, Chiang, Bradshaw, y Szabadi, 1999). Esta arquitectura sigue los axiomas de la Teoría de la Perspectiva pero usa funciones más sencillas. La arquitectura de Ho distingue entre ganancias y pérdidas, como la Teoría de la Perspectiva, y añade el retardo temporal que existe desde que se toma una decisión hasta que se obtiene el resultado como un factor más en el proceso de la toma de decisiones. De acuerdo a esta arquitectura, las alternativas se puntúan mediante la siguiente ecuación:

$$S(A_j) = \sum_{i=1}^n \begin{cases} f(x_{ij}, Q) \cdot g(d_{ij}, K) \cdot h(p_{ij}, H) & \text{si } x_{ij} \geq 0 \\ -f(-x_{ij}, Q') \cdot g(d_{ij}, K') \cdot h(p_{ij}, H') & \text{si } x_{ij} < 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

La siguiente expresión describe la función de valor ( $f(\cdot)$ ) utilizada en la arquitectura de Ho.

$$f(x, Q) = \frac{x}{x + Q} \quad (2.11)$$

La expresión 2.11 sólo depende de un parámetro, que es diferente para las ganancias ( $Q$ ) y para las pérdidas ( $Q'$ ). Estos dos parámetros determinan la curva de la función de valor en ambos casos. La figura 2.6 muestra la función  $f(\cdot)$  para diferentes valores de  $Q$ .



**Figura 2.6.** Función de valor ( $f(\cdot)$ ) para diferentes valores del parámetro  $Q$  en la arquitectura de Ho.

La función  $g(\cdot)$  es decreciente y define un descuento sobre los resultados que se obtienen con alguna demora en el tiempo (Chapman, 2005). Los seres humanos tienden a reducir el valor subjetivo de una recompensa cuanto mayor sea el retardo ( $d$ ) para obtenerla (figura 2.7). El parámetro  $K$  determina el grado de descuento temporal.

$$g(d, K) = \frac{1}{1 + K \cdot d} \quad (2.12)$$

La función de probabilidad ( $h(\cdot)$ ) es la siguiente:

$$h(p, H) = \frac{p}{p + H \cdot (1 - p)} \quad (2.13)$$

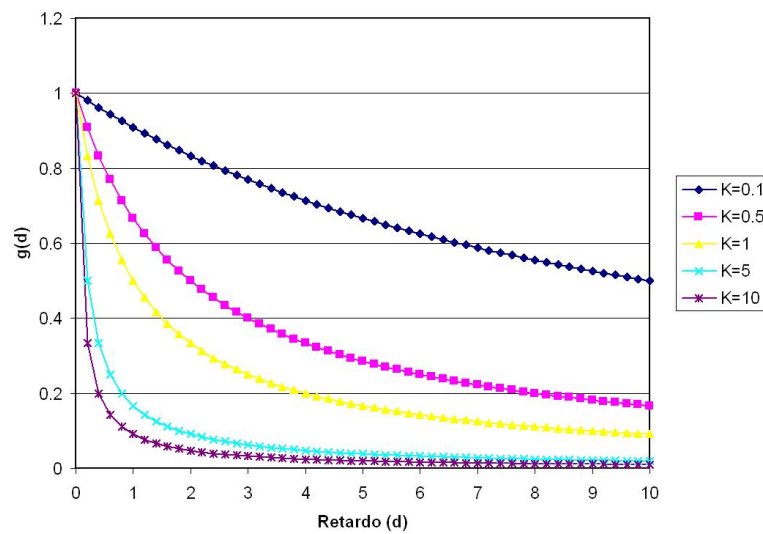
Al igual que en la función de valor, la función de probabilidad está definida por un parámetro que varía dependiendo de si está representando ganancias ( $H$ ) o pérdidas ( $H'$ ). Estos dos parámetros determinan la curva de la función de probabilidad  $h(\cdot)$ . La figura 2.8 muestra la curva de la función de probabilidad  $h(\cdot)$  para diferentes valores de  $H$ .

En resumen, la arquitectura de Ho se caracteriza mediante seis parámetros:  $Q$ ,  $K$ ,  $H$ ,  $Q'$ ,  $K'$  y  $H'$ .

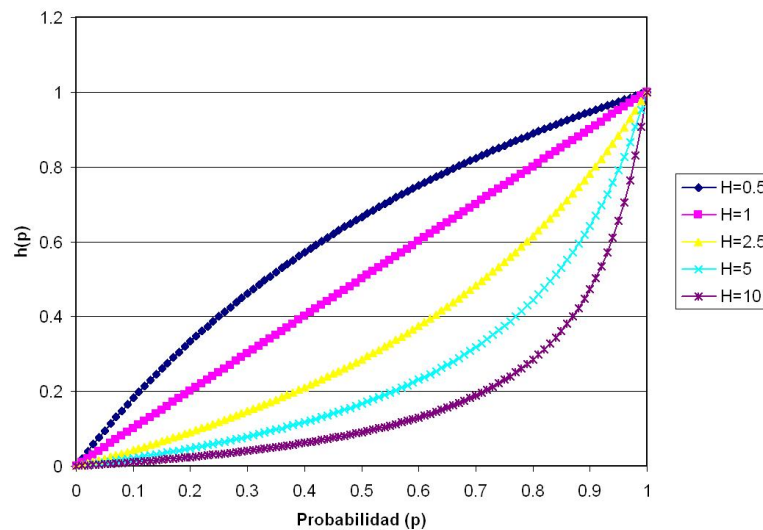
### 2.1.2. Conceptualización del trabajo de tesis

Este trabajo de investigación se centra en el paradigma descriptivo y, de acuerdo a las teorías presentadas en esta sección, tendrá en cuenta los siguientes aspectos:

- Todas las teorías basan sus decisiones en una función  $S(\cdot)$  que puntúa cada alternativa por separado. La decisión se basa en la alternativa mejor puntuada. Este trabajo de tesis se basará en esta forma de determinar la decisión de un sujeto.
- La capacidad descriptiva de las teorías aumenta cuando se incorpora la percepción subjetiva del sujeto tanto a la recompensa como a la probabilidad asociadas a cada alternativa. Por tanto, este trabajo de tesis también incorporará la percepción subjetiva del sujeto en la valoración de las alternativas.
- Las pérdidas tienen diferente impacto que las ganancias en la puntuación de las alternativas y, de esta manera, esta tesis tiene en cuenta una separación explícita



**Figura 2.7.** Función de descuento temporal ( $g(\cdot)$ ) para diferentes valores del parámetro  $K$  en la arquitectura de Ho.



**Figura 2.8.** Función de probabilidad ( $h(\cdot)$ ) para diferentes valores del parámetro  $H$  en la arquitectura de Ho.

entre pérdidas y ganancias.

- Las teorías presentadas en esta sección establecen que todos los sujetos que realizan una misma tarea de toma de decisiones emplean el mismo conocimiento para valorar cada alternativa: su recompensa y su probabilidad. Uno de los objetivos de esta tesis es recoger el conocimiento específico que utiliza el sujeto cuyo comportamiento quiere representarse y, por tanto, un aspecto a tener en cuenta es la incorporación de nuevo conocimiento que influya en la función  $S(\cdot)$ .

## 2.2. Modelos computacionales cognitivos

Un modelo es una representación más simple del fenómeno o sistema que quiere analizarse. Una clase de modelos que es especialmente interesante es la de los modelos computacionales, que son representaciones algorítmicas del sistema estudiado materializadas en forma de programas informáticos. A diferencia de otros tipos de modelos como los modelos estadísticos, que describen un fenómeno pero no lo reproducen, los modelos computacionales son adecuados para probar nuevas hipótesis acerca del sistema (Fum, Del Missier, y Stocco, 2007).

Una de las principales ventajas de los modelos computacionales es la claridad. Todo programa informático tiene que estar bien definido y sin ningún tipo de ambigüedad. Además, necesita especificar completamente cómo representa y maneja la información. Los modelos computacionales proporcionan un entorno ideal para la experimentación ya que reproducen el funcionamiento del sistema que modelan y son capaces de realizar predicciones en tareas complejas.

El modelado computacional cognitivo consiste en el desarrollo de modelos computacionales de procesos cognitivos, es decir, modelos que operan utilizando métodos atribuibles a las funciones del cerebro humano apoyados en evidencias psicológicas experimentales. Los objetivos de un modelo computacional cognitivo son explicar los procesos cognitivos dados y probar hipótesis acerca del comportamiento humano.

Los modelos computacionales cognitivos son una de las herramientas más utilizadas dentro de la ciencia cognitiva. En medicina, los neuropsicólogos los utilizan para evaluar las diferencias de comportamiento entre sujetos sanos y pacientes con alguna patología como, por ejemplo, la esquizofrenia (Hemsley, 2005). En neurociencia cognitiva, sirven para entender la función psicológica de las diferentes áreas del cerebro (De Martino, Kumaran, Seymour, y Dolan, 2006). También se emplean para entender el proceso de envejecimiento y el deterioro de las funciones cognitivas con la edad (Shih, 2009). Y, lo que es más importante, desde el punto de vista de esta tesis, se han empleado también en el campo de la toma de decisiones como, por ejemplo, para predecir las preferencias de los sujetos por determinados productos (Busemeyer, Jessup, Johnson, y Townsend, 2006) o para predecir su comportamiento en la bolsa (Erev, Ert, y Roth, 2010).

La toma de decisiones es un proceso cognitivo y, por tanto, este trabajo de investigación construye modelos computacionales cognitivos para emular el comportamiento humano en tareas de toma de decisiones.

Los modelos computacionales cognitivos pueden dividirse en dos grandes grupos dependiendo de la representación del conocimiento que utilizan: los modelos simbólicos (Lewis, 1999) y los modelos conexionistas (McClelland, 1999). Existen diversas arquitecturas para construir modelos computacionales cognitivos simbólicos (SOAR (Laird, Newell, y Rosenbloom, 1987), EPIC (Meyer y Kieras, 1997)), conexionistas (Rumelhart y McClelland, 1986; O'Reilly y Munakata, 2000; Duch, Oentaryo, y Pasquier, 2008) e híbridos (ACT-R (Anderson, 1993), CLARION (Sun, Merrill, y Peterson, 2001), 4CAPS (Just y Varma,

2007)).

Las diferencias entre los modelos simbólicos y los conexionistas pueden resumirse en los siguientes puntos:

- Los modelos simbólicos consideran que los procesos mentales pueden explicarse y definirse sin necesidad de construirlos en un sistema físico. Los modelos conexionistas, por el contrario, están neurofisiológicamente inspirados y tienen en cuenta el cerebro como modelo de procesamiento. Los modelos conexionistas se basan en una representación a través de un conjunto de unidades interconectadas mediante señales de excitación o inhibición.
- Los modelos simbólicos procesan la información en serie, es decir, en cada momento sólo se realiza una operación. Los modelos conexionistas defienden un procesamiento en paralelo donde se realizan en cada momento tantas operaciones como unidades participan en el procesamiento completo.
- En los modelos conexionistas no hay una unidad central de procesamiento. Una de las grandes ventajas del procesamiento distribuido es que el daño o pérdida de algunas unidades no tiene efectos dramáticos sobre el funcionamiento del modelo, hecho que sí sucede en los modelos simbólicos.
- En los modelos simbólicos, la computación se realiza siguiendo una serie de reglas lógicas en la manipulación de símbolos. En los modelos conexionistas, la computación consiste en el cálculo en términos cuantitativos de una salida en función de una entrada mediante una función de propagación.

El formalismo de representación de los modelos conexionistas consiste en una red de unidades interconectadas en la que el conocimiento está definido por patrones de activación y conectividad. Este formalismo permite añadir, modificar o eliminar conocimiento, tanto unidades como conexiones, de forma eficiente y, además, facilita la representación de relaciones de cualquier orden entre las distintas unidades. Uno de los objetivos de este trabajo de investigación es el desarrollo de una arquitectura basada en el conocimiento que permita añadir, eliminar o modificar el conocimiento de forma eficiente y eficaz. Debido a las ventajas que proporciona en el tratamiento de conocimiento, este trabajo de investigación se basa en la representación conexionista y el estado del arte se destinará a este tipo de modelos.

### 2.2.1. Modelos conexionistas

Un modelo conexionista (Feldman y Ballard, 1982) es una representación de un sistema a través de un conjunto de elementos, denominados unidades, que se envían señales de inhibición o excitación entre ellas. Durante los últimos treinta años los modelos conexionistas se han convertido en una metodología digna de mención en el estudio de la cognición y se han utilizado para estudiar diversos procesos cognitivos como la memoria, el lenguaje o la atención (Houghton, 2005; Serrano, del Castillo, y Iglesias, 2009). Los modelos conexionistas han demostrado un gran potencial para explicar el comportamiento humano en diversas tareas como el reconocimiento de letras (McClelland y Rumelhart, 1981), el aprendizaje de un idioma (Elman, 1990), la lectura (Serrano, del Castillo, Iglesias, y Oliva, 2009) y la toma de decisiones (Schapiro y McClelland, 2009), entre otras.

Las tareas en las que se han estudiado estos procesos necesitan que el sujeto que las realiza tenga en mente información procedente de distintas fuentes simultáneamente como sería el caso de los criterios que caracterizan a cada alternativa en un problema de toma

de decisiones. Estas tareas requieren mecanismos en los que cada pieza de información pueda influir y, a su vez, estar condicionada por otras. El conexionismo se centra en el procesamiento en paralelo y el cerebro se caracteriza por un paralelismo masivo donde la información se almacena a menudo de manera redundante. Debido a este paralelismo, los modelos conexionistas son también conocidos como modelos de Procesamiento Distribuido en Paralelo, (*Parallel Distributed Processing*) (PDP) (Rumelhart y McClelland, 1986).

Los modelos conexionistas se caracterizan por unidades y conexiones. Las unidades son elementos simples de procesamiento que toman un valor, denominado activación, determinado por una función de su entrada total. La entrada total de una unidad está definida por la función de propagación, que es una combinación algebraica de activaciones que proceden de otras unidades. Normalmente, las unidades se agrupan en capas de entrada, ocultas o de salida y cada capa de unidades está conectada con las otras. Las conexiones proporcionan el medio a través del cual las unidades interaccionan unas con otras. Estas conexiones tienen asociado un peso, que puede ser positivo o negativo, de tal forma que una determinada entrada tenderá a excitar o inhibir la activación de la unidad a la que llega dependiendo del signo del peso de su conexión. Los dos elementos fundamentales de los modelos conexionistas proporcionan dos formas distintas de codificar el conocimiento (Munakata y McClelland, 2003): conocimiento latente y conocimiento activo. Por un lado, el conocimiento latente se corresponde con la información almacenada en los pesos de las conexiones. Por el otro, el conocimiento activo es la información contenida en las activaciones de las unidades en un determinado momento.

## 2.3. Arquitecturas conexionistas de toma de decisiones

Existe una gran variedad de arquitecturas conexionistas que representan el proceso de la toma de decisiones y que, dependiendo de su forma de operar, pueden dividirse en dos categorías (Iglesias, del Castillo, Serrano, y Oliva, 2010a): arquitecturas basadas en umbral y arquitecturas de ranking.

Además, cada arquitectura define una serie de parámetros cuyos valores pueden ajustarse para reproducir un comportamiento deseado. El proceso de establecimiento de los parámetros de una arquitectura se denomina modelado. De esta forma, un modelo se caracteriza por los valores que toman cada uno de los parámetros definidos por la arquitectura en la que se basa. Las arquitecturas que se recogen a continuación se emplean habitualmente para construir modelos de toma de decisiones cuyo comportamiento se ajusta al de un sujeto dado.

### 2.3.1. Arquitecturas basadas en umbral

Las arquitecturas basadas en umbral establecen que las decisiones están basadas en la acumulación de información acerca de las alternativas. De esta forma, estas arquitecturas emulan el proceso de la toma de decisiones como el resultado de una acumulación continua de información hasta que se alcanza un umbral. El umbral, que establece la cantidad de información necesaria para dar una respuesta, está determinado por el ser humano que tiene que tomar la decisión. Por ejemplo, el umbral puede reducirse si el sujeto cuyo comportamiento quiere modelarse es más impulsivo y, por el contrario, puede ampliarse si el sujeto toma una decisión más deliberada. Las dos características más importantes de estas arquitecturas son el punto de partida de cada alternativa y el umbral. Las arquitecturas basadas en umbral son interesantes porque proporcionan una descripción de la relación entre el tiempo de reacción, tiempo que transcurre desde la presentación del problema de toma de decisiones hasta que se toma una decisión, y la bondad de la decisión y, por

ello, son muy adecuados para estudiar los efectos producidos por esas dos variables en las decisiones de los seres humanos. Una tarea de toma de decisiones representativa que gira en torno a estas dos variables es la tarea de la elección forzada de dos alternativas (Bogacz, Brown, Moehlis, Holmes, y Cohen, 2006), donde el sujeto tiene que decidir en el menor tiempo posible si un conjunto de puntos presentado por pantalla se va a mover hacia la izquierda o hacia la derecha. Los modelos basados en estas arquitecturas se ajustan para que sus decisiones y el tiempo de reacción coincidan con las de un sujeto.

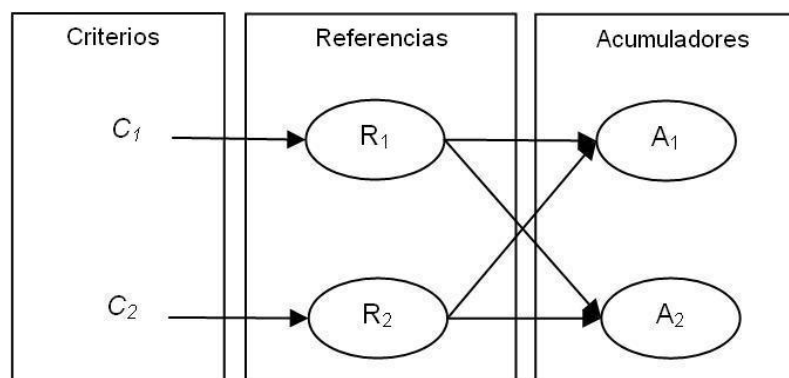
Dentro de la clase de las arquitecturas basadas en umbral existen diferencias en la forma de acumular información. Estas arquitecturas suelen tener una unidad, denominada acumulador, para cada alternativa, es decir, la información que favorece a cada alternativa se acumula en distintas unidades por separado. Las arquitecturas basadas en umbral recopilan información a través de otro tipo de unidades que representan características del entorno y del propio sujeto que toma la decisión. En las arquitecturas con acumuladores independientes, la información que favorece a una alternativa no influye negativamente en el resto. Existe otro tipo de arquitecturas donde los acumuladores son dependientes y se inhiben mutuamente.

Los parámetros característicos de estas arquitecturas son los umbrales de los acumuladores, los valores iniciales de los acumuladores, el coeficiente de incremento en los acumuladores y los pesos de las conexiones. Los valores de estos parámetros serán propios de cada sujeto y serán objeto del modelado.

A continuación se muestran ejemplos representativos de arquitecturas basadas en umbral.

### 2.3.1.1. Arquitectura de Acumulador

La Arquitectura de Acumulador (Vickers, 1970; P. L. Smith y Vickers, 1988) analiza tareas de toma de decisiones con dos alternativas. En esta arquitectura no hay inhibición entre los dos acumuladores. Cada característica o criterio ( $C_i$ ) que caracteriza las alternativas ( $A_i$ ) tiene asociado un valor de referencia ( $R_i$ ). En cada instante, se selecciona un criterio aleatoriamente y si su activación es mayor que el valor de referencia correspondiente, entonces el modelo construido según esta arquitectura añade la diferencia entre la referencia y la activación al acumulador correspondiente. Si la activación es menor que la referencia, entonces el modelo añade la diferencia al otro acumulador. La figura 2.9 muestra la representación conexionista de esta arquitectura que contiene dos acumuladores, uno para cada alternativa, y dos criterios como entrada.

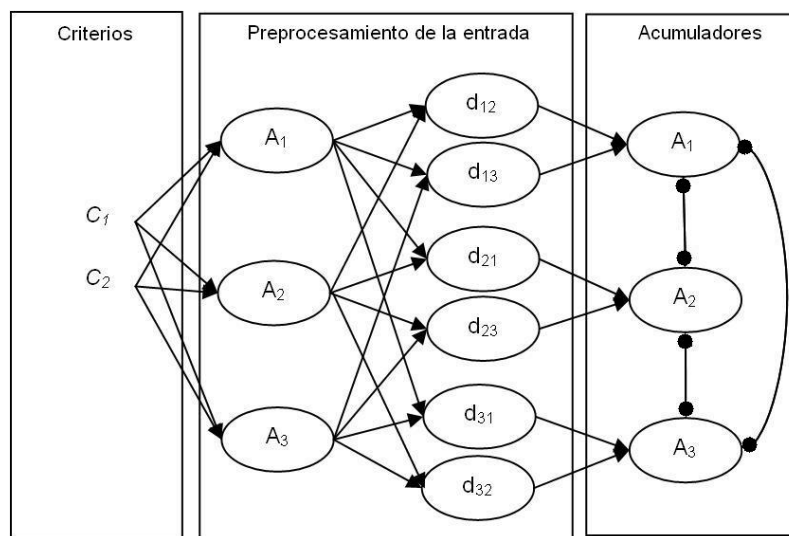


**Figura 2.9.** Esquema que muestra la Arquitectura de Acumulador para una elección entre dos alternativas ( $A_1$  y  $A_2$ ) con dos criterios ( $C_1$  y  $C_2$ ).

### 2.3.1.2. Acumuladores Competitivos con Fugas

Un modelo basado en la arquitectura de Acumuladores Competitivos con Fugas (*Leaky, Competing Accumulator model*) (Usher y McClelland, 2001) opera de la siguiente manera: en cada instante de tiempo, un criterio ( $C_i$ ) es elegido aleatoriamente para que sea el centro de atención, de tal forma que la unidad que representa al criterio elegido es la única de su capa que transmite activación (Usher y McClelland, 2004). La entrada a cada uno de los acumuladores de la última capa del modelo se determina mediante una fase de preprocesamiento de las entradas durante la cual el modelo calcula las diferencias ( $d_{ij}$ ) entre todos los pares de alternativas respecto al criterio elegido y, luego, transforma esas diferencias antes de transmitir las a la última capa. Esta fase se lleva a cabo en la segunda y la tercera capa. Las unidades de la segunda capa representan cada alternativa de acuerdo a sus pesos sobre los criterios y transmiten su activación a la tercera capa. Las unidades de la tercera capa calculan y transforman las diferencias entre alternativas para, finalmente, transmitir sus activaciones a la última capa que contiene a los acumuladores.

La figura 2.10 muestra la arquitectura de Acumuladores Competitivos con Fugas para un problema de toma de decisiones con tres alternativas ( $A_1$ ,  $A_2$  y  $A_3$ ) y dos criterios ( $C_1$  y  $C_2$ ). Las conexiones con puntas de flecha representan conexiones positivas y los círculos representan conexiones negativas. Esta arquitectura es un ejemplo de arquitectura con acumuladores dependientes.



**Figura 2.10.** Esquema que representa la arquitectura de Acumuladores Competitivos con Fugas para una elección entre tres alternativas ( $A_1$ ,  $A_2$  y  $A_3$ ) y dos criterios ( $C_1$  y  $C_2$ ).

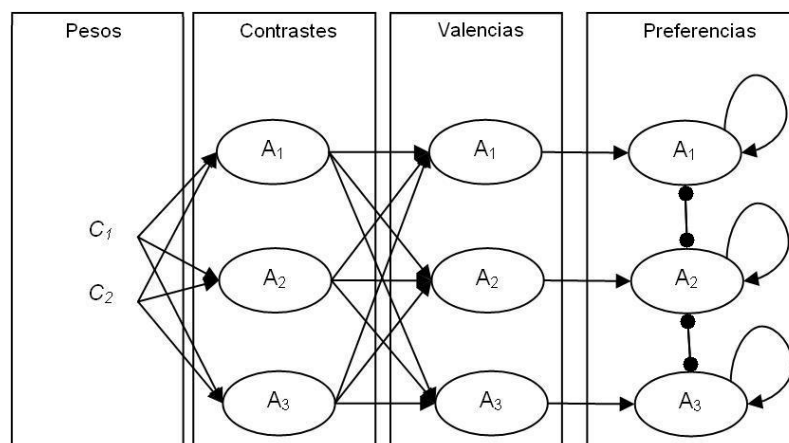
### 2.3.1.3. Teoría del Campo de la Decisión

La Teoría del Campo de la Decisión (*Decision Field Theory*) (Busemeyer y Townsend, 1993) es una arquitectura que se ha utilizado para explicar diversos aspectos del proceso de la toma de decisiones como el efecto de la similitud, provocado cuando se añade una nueva alternativa similar a otra ya existente, el efecto de la atracción, causado al añadir una alternativa peor que las ya existentes, el efecto del compromiso, provocado al añadir una alternativa que esté entre medias de las ya existentes, y la inversión de las preferencias (Roe, Busemeyer, y Townsend, 2001; Johnson y Busemeyer, 2005), que sucede al medir la bondad de las alternativas con métodos distintos. Esta arquitectura define el proceso de la toma

de decisiones siguiendo el diagrama mostrado en la figura 2.11.

La información acerca de las características o criterios de cada alternativa representa la entrada de la arquitectura ( $C_i$ ). Los modelos basados en esta arquitectura filtran las entradas mediante un proceso de atención que relaciona los criterios en una evaluación momentánea para cada alternativa, representada por la segunda capa de unidades (Contrastes). Después, los modelos transforman las evaluaciones momentáneas en valencias, una para cada alternativa, representadas por la tercera capa de unidades (Valencias). Una valencia representa la ventaja o desventaja momentánea de una alternativa respecto al resto. Por último, las valencias sirven de entrada a un sistema recursivo en la última capa de unidades que produce la acumulación de información que favorece a cada alternativa en cada instante (Preferencias). La Teoría del Campo de la Decisión denomina preferencias a los valores acumulados en la última capa. En estos modelos, según cambia la atención de un criterio a otro a lo largo del tiempo, la acumulación de información también lo hace hasta que la preferencia de alguna de las alternativas sobrepasa el umbral y los modelos eligen la alternativa ganadora.

Esta arquitectura es un ejemplo de arquitectura con acumuladores dependientes debido a las conexiones que unen los acumuladores de la última capa.



**Figura 2.11.** Diagrama que muestra la arquitectura conexionista de la Teoría del Campo de la Decisión para tratar una tarea de toma de decisiones que tiene tres alternativas disponibles:  $A_1$ ,  $A_2$  y  $A_3$ .

#### 2.3.1.4. Arquitectura de Red Recurrente

La arquitectura detallada en (Lo y Wang, 2006) se basa en tres áreas del cerebro: el córtex, los ganglios basales y el colliculus superior. Estas áreas están representadas por redes neuronales que contienen grupos de unidades que representan las alternativas. Los distintos grupos de unidades compiten entre sí mediante mecanismos de inhibición recurrentes. Las unidades que representan el córtex acumulan información sobre los criterios. El grupo de unidades que recibe una entrada mayor es la que tiene más probabilidades de alcanzar el umbral y ganar la competición, por tanto, se trata de una arquitectura basada en umbral. La figura 2.12 muestra el esquema de esta arquitectura para un problema con dos alternativas.

### 2.3.2. Arquitecturas de ranking

La segunda clase de arquitecturas establece que las alternativas pueden evaluarse cuantitativamente mediante una comparación global. Las arquitecturas de ranking se basan en la evaluación de las alternativas con respecto a cada criterio y en la determinación de una puntuación para cada alternativa. La decisión de los modelos basados en este tipo de arquitecturas estará determinada por la alternativa que tenga la mejor puntuación.

Los parámetros característicos de este tipo de arquitecturas son los pesos de las conexiones y suelen ajustarse para que las decisiones de los modelos coincidan con las de un sujeto.

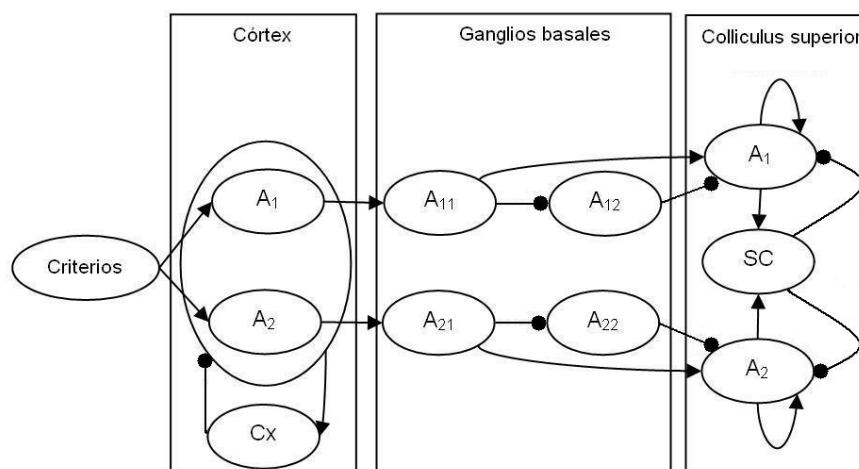
Dentro de la clase de las arquitecturas de ranking existen diferencias en la forma de calcular la puntuación de cada alternativa. Por ejemplo, un modelo diseñado según estos principios puede calcular la puntuación final siguiendo cualquiera de las teorías de toma de decisiones presentadas en la Sección 2.1.1. A continuación se muestran algunas arquitecturas que pertenecen a la clase de las arquitecturas de ranking.

#### 2.3.2.1. Mapa Cognitivo Borroso Competitivo

El Mapa Cognitivo Borroso Competitivo (Stylios, Georgopoulos, Malandraki, y Chouliara, 2008) es un método que modela sistemas complejos empleando elementos interconectados cuyas relaciones de causa y efecto se cuantifican mediante etiquetas lingüísticas (Kosko, 1986). Esta arquitectura distingue dos tipos de elementos o unidades: las unidades de decisión y las unidades de criterios (Montibeller y Belton, 2009).

La figura 2.13 muestra un Mapa Cognitivo Borroso Competitivo que contiene tres unidades de decisión ( $A_1$ ,  $A_2$  y  $A_3$ ) y tres unidades de criterios ( $C_1$ ,  $C_2$  y  $C_3$ ). Todas las unidades pueden interactuar con el resto y determinar la activación de las unidades de decisión, que se inhiben mutuamente.

Un modelo que sigue esta arquitectura opera del siguiente modo: el modelo asigna una activación inicial a las unidades de criterios dependiendo de la tarea de toma de decisiones que trate. Estas unidades forman la entrada del sistema. Después, el modelo comienza una simulación dividida en etapas. En cada etapa de simulación, la activación de una unidad se calcula mediante la influencia de las activaciones de las unidades conectadas a

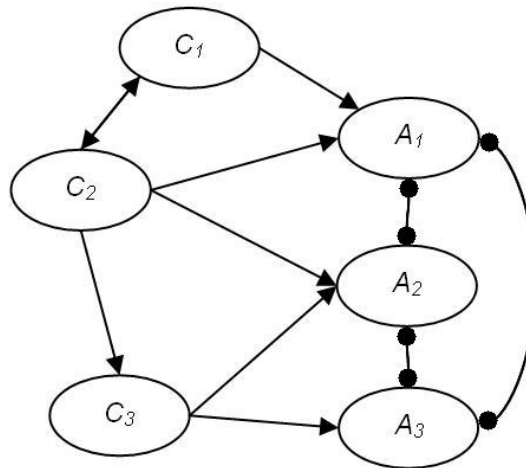


**Figura 2.12.** Arquitectura de Red Recurrente (las puntas de flecha representan conexiones positivas o excitadoras mientras que los círculos representan conexiones negativas o inhibitorias).

ella utilizando una función de activación sigmoïdal. La simulación termina cuando no hay ninguna variación en las activaciones de las unidades. En esta situación de estabilidad, la unidad de decisión que tenga una mayor activación representará la mejor alternativa.

Esta arquitectura no es una arquitectura basada en umbral porque el proceso de toma de decisiones no termina cuando alguna unidad de decisión alcanza un umbral. En vez de eso, el proceso termina cuando el mapa converge a una situación estable respecto a las activaciones de todas las unidades. La puntuación en el ranking se establece con los valores de activación de las unidades de decisión.

Los pesos de las conexiones componen los parámetros de esta arquitectura.



**Figura 2.13.** Mapa Cognitivo Borroso Competitivo para una elección entre tres alternativas ( $A_1$ ,  $A_2$  y  $A_3$ ) y tres criterios ( $C_1$ ,  $C_2$  y  $C_3$ ).

### 2.3.2.2. Arquitectura híbrida

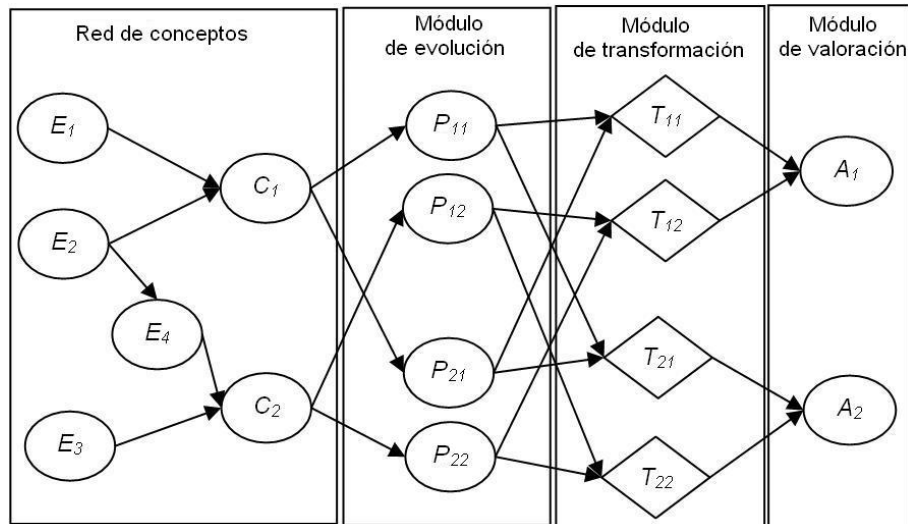
La arquitectura presentada en (Iglesias, del Castillo, Serrano, y Oliva, 2008) está compuesta por una red de unidades interconectadas, un módulo de evolución, un módulo de transformación y un módulo de valoración. La red de unidades representa el entorno y el conocimiento experto acerca de los criterios involucrados en la decisión. Una unidad de la red puede representar un criterio ( $C_i$ ) o un evento ( $E_i$ ) cuyo valor depende de los valores de otros eventos contenidos en la red. El peso de las conexiones, como en el resto de arquitecturas presentadas en esta sección, se considera como el nivel de influencia de la unidad de origen sobre la unidad destino.

El módulo de evolución toma los valores de los criterios almacenados en la red de unidades y los modifica dependiendo de cada alternativa. Este módulo realiza una predicción de las consecuencias que tendría elegir una alternativa sobre el entorno. El módulo de transformación aplica conjuntos borrosos para obtener un cierto margen en los valores de las predicciones (el máximo valor posible, el mínimo y el más probable). Por último, el módulo de valoración toma los valores transformados y puntúa cada alternativa mediante una función basada en la Teoría de la Utilidad Esperada para luego elegir la mejor de ellas.

Los parámetros de esta arquitectura son los pesos de las conexiones, los conjuntos borrosos del módulo de transformación y el parámetro de la función de utilidad.

Esta arquitectura se ha aplicado en la construcción de un sistema de ayuda a la toma de decisiones en caso de incendio en un edificio (Iglesias, del Castillo, Serrano, y Oliva, 2011). Al ser un sistema de ayuda, los modelos construidos en este caso no reproducen

el comportamiento de un sujeto en concreto, sino que toman una decisión normativa. No obstante, esta arquitectura también puede utilizarse para construir modelos ajustados al comportamiento de un sujeto.



**Figura 2.14.** Conexiones entre las unidades de la red, el módulo de evolución, el módulo de transformación y el módulo de valoración. Las diferentes unidades representan eventos ( $E_1, E_2$  y  $E_3$ ), criterios ( $C_1$  y  $C_2$ ), predicciones ( $P_{11}, P_{12}, P_{21}$  y  $P_{22}$ ), valores discretos ( $T_{11}, T_{12}, T_{21}$  y  $T_{22}$ ) y alternativas ( $A_1$  y  $A_2$ ).

### 2.3.2.3. DECIDER: una arquitectura basada en reglas

La arquitectura denominada DECIDER (Levine, 2009) defiende la existencia de dos tipos de reglas que intervienen en el proceso mental de la toma de decisiones: reglas basadas en heurísticos y reglas deliberativas. Por un lado, las reglas heurísticas permiten que una persona tome una decisión de forma rápida. Por otro lado, las reglas deliberativas permiten al sujeto evaluar situaciones complejas para extraer la información más relevante y tomar una decisión.

Esta arquitectura se compone de un módulo que representa las necesidades de la persona cuyo comportamiento quiere modelarse, un módulo de orientación y dos módulos con los distintos tipos de reglas. Todos los módulos se componen de una red de unidades. La activación de las unidades del módulo de las necesidades, que representan los criterios de las alternativas, condiciona qué tipo de regla debe aplicarse mediante el módulo de orientación. Cada módulo de reglas codifica las distintas alternativas y las diferentes reglas que pueden aplicarse e identifica distintos patrones de activación de unidades. Las unidades pertenecientes al mismo módulo de reglas se inhiben entre sí. La decisión está definida por la unidad que represente a alguna de las alternativas del problema y que al final tenga la mayor activación. La figura 2.15 muestra una versión simplificada de DECIDER.

Esta arquitectura conexionista tiene como parámetros los pesos de las conexiones.

### 2.3.2.4. Teoría de la Decisión Neuronal Afectiva

Esta teoría especifica los mecanismos cerebrales de la toma de decisiones en base a cuatro principios: afecto, cerebro, valoración y contexto. El afecto significa que la toma de decisiones es un proceso cognitivo que depende de una evaluación emocional de las alternativas. El principio del cerebro representa que la toma de decisiones es un proceso neuronal

dirigido por la interacción coordinada de diferentes áreas cerebrales. La valoración sugiere que el cerebro calcula preferencias por medio de dos mecanismos distintos para resultados positivos y negativos. El contexto determina que las decisiones y los razonamientos varían dependiendo de la presentación de la información.

Una arquitectura representativa de esta teoría, que pertenece a la clase de arquitecturas de ranking, es ANDREA (Litt, Eliasmith, y Thagard, 2008). ANDREA está dividida en siete módulos diferentes que representan áreas principales del cerebro que contribuyen al proceso de toma de decisiones: el córtex cingulado anterior, la amígdala, el córtex prefrontal dorsolateral, el córtex orbitofrontal, el estrato ventral, las neuronas serotoninérgicas y las neuronas dopaminérgicas. La figura 2.16 muestra la conectividad existente entre los distintos módulos de ANDREA.

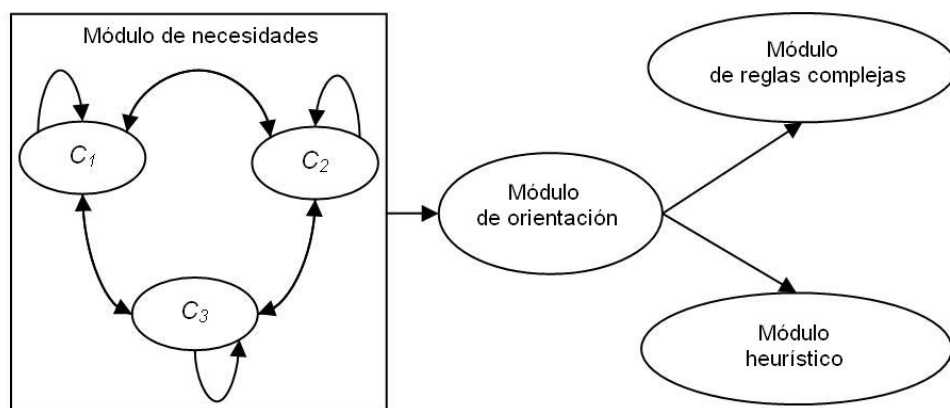
Cada módulo está codificado por una única unidad y tiene una función de propagación distinta. La puntuación de cada alternativa está definida por la salida del módulo que representa el córtex orbitofrontal (OFC) y que integra la salida del módulo que representa la amígdala (AMYG) y una entrada externa. Los criterios de las alternativas forman las entradas externas a los módulos AMYG y OFC. La puntuación obtenida por el módulo OFC se envía a otros módulos que influyen de nuevo en la valoración de la amígdala. Esta arquitectura no codifica las alternativas internamente, sino que calcula una puntuación a través de los valores de los criterios que recibe como entrada.

En esta arquitectura, todas las conexiones tienen pesos iguales a la unidad y es cada módulo el que combina las entradas con distintas funciones definidas mediante unos parámetros característicos.

### 2.3.2.5. GAGE

Otra arquitectura de ranking, descrita en (Wagar y Thagard, 2004), es GAGE. La función de activación y la función de propagación empleadas en GAGE se acercan más al funcionamiento real de las neuronas humanas que las que utilizan la mayoría de los modelos conexionistas.

GAGE organiza las unidades en módulos relacionados con distintas áreas del cerebro, incluyendo el córtex prefrontal ventromedial, el núcleo accumbens, el área ventral tegmental, el hipocampo y la amígdala. La figura 2.17 muestra un diagrama con los distintos módulos de GAGE. El módulo que representa el córtex prefrontal ventromedial (VMPFC)



**Figura 2.15.** Diagrama que muestra una versión simplificada de la arquitectura DECIDER.

recibe las señales de entrada de la arquitectura (criterios de los alternativas).

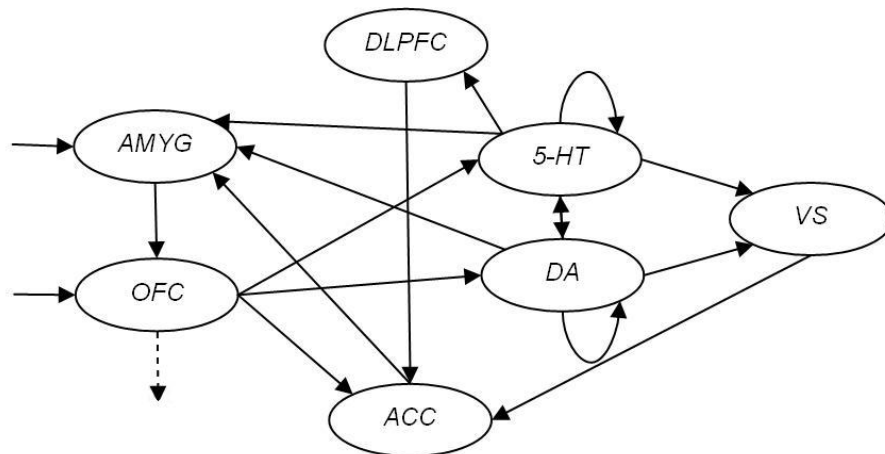
La salida de la arquitectura está codificada en las unidades del módulo que representa el núcleo accumbens (NAcc) que combina las salidas del resto de módulos que componen GAGE y que representa las distintas alternativas.

El conjunto de parámetros de esta arquitectura está formado por los pesos de las conexiones.

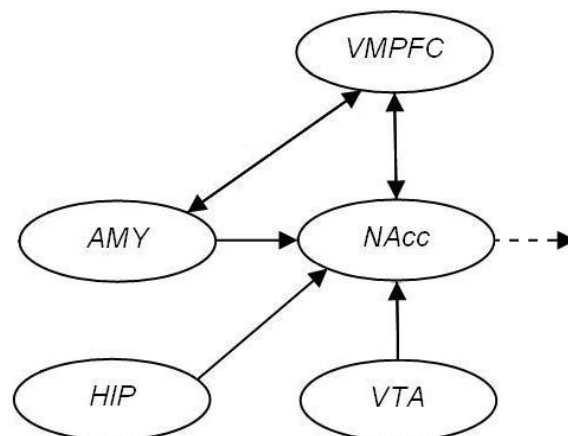
### 2.3.3. Conceptualización del trabajo de tesis

Este trabajo de tesis se centra en las siguientes características de las arquitecturas conexionistas:

- Las arquitecturas basadas en umbral y algunas arquitecturas de ranking, como los Mapas Cognitivos Borrosos Competitivos, tienen que ejecutarse reiteradamente hasta



**Figura 2.16.** Esquema de ANDREA (5-HT: neuronas serotoninérgicas, ACC: córtex cingulado anterior, AMYG: amígdala, DA: neuronas dopaminérgicas, DLPFC: córtex prefrontal dorsolateral, OFC: córtex orbitofrontal, VS: estriado ventral).



**Figura 2.17.** Esquema de los módulos de GAGE (VMPFC: córtex prefrontal ventromedial, AMY: amígdala, NAcc: núcleo accumbens, VTA: área ventral tegmental, HIP: hipocampo).

que alguna unidad alcanza un umbral o hasta que la red alcanza un estado estable, en el caso de los mapas cognitivos. La mayoría de las arquitecturas de ranking tienen una ejecución directa que puede realizarse de una sola vez. Este trabajo se basa en la valoración de las alternativas siguiendo una ejecución directa, ya que el tiempo de reacción de los sujetos no es relevante para las tareas de toma de decisiones analizadas en este trabajo de tesis.

- Dentro de las arquitecturas de ranking pueden apreciarse dos formas de manejar las alternativas. Por un lado, las alternativas disponibles pueden codificarse mediante distintas unidades dentro de la propia arquitectura como, por ejemplo, en la arquitectura DECIDER. De esta manera, la puntuación del ranking queda definida por la activación de estas unidades. Por otro lado, las unidades pueden codificar las características o criterios que sirven para puntuar cada alternativa y proporcionar la puntuación de la alternativa correspondiente. De esta manera, el número de alternativas no es relevante ya que todas se valoran utilizando la misma estructura de la red pero con activaciones distintas dependiendo de sus características. Uno de los objetivos de esta tesis es el diseño de una arquitectura genérica que no esté orientada a una única tarea de toma de decisiones, motivo por el cual se basa en la codificación de las características para disponer de una mayor independencia de la red respecto al número de alternativas disponibles en la tarea que quiera analizarse.
- Una característica a tener en cuenta es cómo se propaga la activación de unas unidades a otras. Algunas arquitecturas, como la arquitectura ANDREA, tienen funciones de propagación distintas para cada unidad. Un objetivo de este trabajo es que la representación del conocimiento que utilice permita añadir, eliminar o modificar el conocimiento almacenado de una manera sencilla y, además, que la arquitectura esté centrada en el conocimiento almacenado. Por tanto, este trabajo emplea la misma función de propagación en todas las unidades, lo que permite disponer de una red más homogénea.

## 2.4. Modelado computacional cognitivo

Hasta ahora se han presentado teorías y arquitecturas genéricas para modelar el comportamiento humano. Para construir modelos que representen un comportamiento específico es necesario establecer los valores de los parámetros de la arquitectura en la cual se basan como, por ejemplo, los pesos de las conexiones.

Uno de los objetivos de este trabajo es la evaluación de la arquitectura propuesta mediante modelos basados en ella. La evaluación de un modelo debe realizarse con una selección de los valores que mejor reproducen el comportamiento del sujeto que quiere modelarse. Por este motivo, la elección de un método para encontrar esos valores es uno de los puntos clave de este trabajo de investigación. Esta búsqueda de los valores de los parámetros de un modelo computacional cognitivo puede interpretarse como la optimización de una función objetivo que mide cuánto se ajusta el comportamiento del modelo al del sujeto que quiere modelarse.

En el campo del modelado computacional cognitivo se han utilizado diversos métodos para seleccionar los mejores valores de los parámetros. Uno de los primeros métodos que se utilizaron fue la búsqueda en red (*grid search*), que escoge un número determinado de puntos que dividen el dominio de cada parámetro en intervalos iguales y calcula el valor de la función objetivo para cada combinación de puntos posible. Este método realiza una búsqueda exhaustiva y su principal inconveniente es que se vuelve impracticable a medida que aumenta el número de parámetros del modelo. Además, su buen funcionamiento

depende de los puntos que se escojan para dividir el dominio de cada parámetro (Busemeyer y Diederich, 2010).

Un método más eficiente que no realiza una búsqueda exhaustiva es el método de descenso por gradiente (Hassoun, 1995). Este método parte de una solución inicial (un conjunto de valores de los parámetros del modelo) y busca una solución mejor entre todas las soluciones adyacentes modificando los valores de los parámetros de la solución inicial. A continuación, el método elige la solución que produce un descenso mayor en la función objetivo y sigue buscando en esa dirección. El proceso se repite hasta que alcanza una solución donde todas las adyacentes no mejoran su función objetivo. Este método tiene el inconveniente de que no es capaz de sortear los mínimos locales de la función objetivo y depende de la solución inicial desde donde comienza la búsqueda. Si la función objetivo tiene regiones planas donde las soluciones adyacentes tienen un valor similar al de la solución actual, este método puede terminar la búsqueda prematuramente porque no puede descender más, presentando así otro problema a tener en cuenta.

Un método que soluciona el inconveniente de los mínimos locales siguiendo la misma idea del descenso por gradiente es el enfriamiento simulado (Kirkpatrick, Gelatt, y Vecchi, 1983). Este método, al igual que el anterior, es iterativo y en cada iteración considera algunas soluciones adyacentes a la actual. Si alguna solución adyacente es mejor, el método continúa la búsqueda en esa dirección. El enfriamiento simulado utiliza una variable denominada temperatura cuyo valor determina en qué medida pueden ser aceptadas soluciones adyacentes peores que la actual. La temperatura se inicializa a un valor alto, denominado temperatura inicial, y se va reduciendo en cada iteración mediante un mecanismo de enfriamiento hasta alcanzar una temperatura final. A mayor temperatura, mayor probabilidad de aceptar soluciones peores que la actual. Así, este método acepta soluciones peores al principio de la ejecución pero no al final.

Si la función objetivo presenta discontinuidades, los métodos de descenso no son adecuados. El método más utilizado en estos casos es el método de Nelder - Mead (Nelder y Mead, 1965). Este método se basa en la construcción inicial de un simplex, que es una estructura compuesta por  $N + 1$  soluciones, donde  $N$  es el número de parámetros del modelo. A continuación, y de forma iterativa, el método sustituye la peor solución por una mejor construida mediante los mecanismos de reflexión, expansión o contracción de las soluciones del simplex actual. Si el método no consigue construir una solución mejor, entonces finaliza la búsqueda. Este método consigue mejorar la función objetivo durante las primeras iteraciones minimizando el número de cálculos. Además, es fácil de implementar, lo que le ha convertido en el método más utilizado en el modelado computacional cognitivo (Rieskamp, 2008; Voss y Voss, 2008; Ahn, Busemeyer, Wagenmakers, y Stout, 2008; Gureckis y Love, 2009; Donkin, Brown, y Heathcote, 2011) a pesar de que tiene un inconveniente: puede no converger hacia el mínimo (McKinnon, 1999).

Otro método utilizado en el modelado computacional cognitivo son los algoritmos evolutivos (Holland, 1992; Goldberg, 1989; De Jong, 2006). Estos algoritmos, inspirados en la teoría de la evolución y la selección natural (Darwin, 1979), reúnen características de búsqueda aleatoria con características de búsqueda dirigida. De esta forma, los algoritmos evolutivos pueden acceder a cualquier región del espacio de búsqueda del problema, al igual que las búsquedas aleatorias, y, además, lo hacen de una forma más eficiente ya que añaden un sesgo hacia las regiones más prometedoras. Los algoritmos evolutivos proporcionan un esquema general para la resolución de problemas de búsqueda y optimización y han demostrado ser herramientas muy útiles en espacios de búsqueda grandes, discontinuos y complejos (Herrera, Lozano, y Verdegay, 1998).

Los modelos computacionales cognitivos se construyen sobre características que representan principios elementales de la cognición y cuando estas características se conectan

entre sí en un sistema dinámico, su funcionamiento puede ser complejo y difícil de entender. Por tanto, tiene sentido pensar que los algoritmos evolutivos son adecuados para ajustar el comportamiento de un modelo computacional cognitivo al de un ser humano (Tor y Ritter, 2004).

### 2.4.1. Los algoritmos evolutivos

Los algoritmos evolutivos constituyen una técnica general de resolución de problemas de búsqueda y optimización. Están inspirados en la teoría de Darwin según la cual, la evolución de las especies se debe al principio de la selección natural, que favorece la supervivencia y reproducción de las especies mejor adaptadas a las condiciones de su entorno. Los individuos mejor adaptados al entorno tienen mayor probabilidad de alcanzar los recursos disponibles y, por tanto, de sobrevivir y reproducirse.

Las características físicas y conductuales de un individuo, su fenotipo, son consecuencia de su información genética o genotipo, cadenas de genes con complejas interacciones, que constituyen las unidades de transferencia de padres a hijos. Los genes pueden modificarse puntualmente por medio de la mutación. Las mutaciones son pequeñas variaciones que introducen diferencias en las características físicas y en el comportamiento de los padres y los hijos.

En los algoritmos evolutivos lo que evoluciona es el conjunto de individuos que constituyen la población y esta evolución depende de la aptitud de cada uno de ellos. La aptitud de un individuo es su capacidad para sobrevivir y dejar descendencia en unas condiciones específicas del entorno.

Los algoritmos evolutivos están basados en propiedades de la evolución de los seres vivos, pero no tienen como objetivo ser una copia perfecta de la evolución biológica. Los algoritmos evolutivos tienen dos características fundamentales. La primera es que procesan simultáneamente un conjunto de soluciones para el problema de optimización que tienen que resolver. Este conjunto de soluciones, denominado población, evoluciona a lo largo de las iteraciones del algoritmo, denominadas generaciones. La segunda es que existe un intercambio de información entre las soluciones de una misma población mediante un proceso de selección y transformación de soluciones. Un esquema general de un algoritmo evolutivo es el siguiente:

1. Crear una población inicial de soluciones
2. Si el criterio de terminación no se cumple, entonces determinar qué soluciones van a utilizarse para formar unas nuevas
3. Crear las soluciones nuevas
4. Volver al punto 2

Existen distintas variantes de algoritmos evolutivos que siguen este esquema general y que pueden clasificarse en cuatro grandes grupos dependiendo de la representación de las soluciones que utilizan (Araujo y Cervigón, 2009):

- Representación mediante vectores de valores numéricos enteros o binarios. Los algoritmos genéticos (Holland, 1992) pertenecen a este grupo.
- Representación mediante cualquier estructura de datos de tamaño fijo (listas, matrices, árboles., etc.). Los programas de evolución (Michalewicz, 1996) son un ejemplo de algoritmos evolutivos que utilizan esta representación.

- Representación mediante vectores de valores numéricos reales. Las estrategias evolutivas (Beyer y Schwefel, 2002) y los algoritmos genéticos de codificación real (Goldberg, 1991; Herrera y cols., 1998) son dos ejemplos de esta clase.
- Representación mediante programas estructurados en forma de árbol de tamaño variable. La programación evolutiva (Koza, 1990, 1992) pertenece a esta categoría.

Los pesos de las conexiones de los modelos conexionistas suelen tomar valores continuos y, por tanto, se ha optado por estudiar los algoritmos evolutivos que emplean una representación mediante vectores de números reales: las estrategias evolutivas y los algoritmos genéticos de codificación real. Más adelante se comprobará cuál de ellos es el más eficaz para el objetivo de este trabajo de investigación. A continuación se describen en detalle las estrategias evolutivas y los algoritmos genéticos de codificación real.

### 2.4.2. Estrategias evolutivas

El objetivo de una Estrategia Evolutiva, (*Evolution Strategy*) (ES) es optimizar una o varias funciones  $F$  (función objetivo) respecto a un conjunto de parámetros de control  $y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$  que, dentro del contexto de las ESs, se denominan parámetros objeto. Las ESs operan sobre una población  $B$  de individuos. Un individuo  $a^k$  contiene los parámetros objeto  $y^k$  (solución), el valor de la función objetivo  $F(\cdot)$  también llamado aptitud y, además, un conjunto de parámetros endógenos  $s^k$  que regulan el comportamiento de la ES. Por tanto, la siguiente expresión define un individuo de la población:

$$a^k = (y^k, s^k, F(y^k)) \quad (2.14)$$

Los parámetros endógenos son una peculiaridad de las ESs y se utilizan para definir ciertas propiedades de los operadores genéticos, especialmente del operador de mutación. Estos parámetros pueden modificarse en cada generación. Antes de la primera generación, la ES crea la primera población de individuos padre  $B_p^0$  que contendrá  $\mu$  individuos. Después, en cada generación  $g$ , a partir de la población de individuos padre  $B_p^g$  se genera una nueva población de descendientes  $B_0^g$ . Para crear un único descendiente la ES elige  $\rho$  individuos padre (si  $\rho = 1$  la ES será una estrategia de clonación y si  $\rho > 1$  será una estrategia de recombinación). Después de esta selección, la ES recombina los parámetros endógenos  $s^k$  de los padres y genera un nuevo conjunto de parámetros endógenos  $s^l$ . A continuación, la ES recombina los parámetros objeto  $y^k$  de los padres y genera un nuevo conjunto de parámetros objeto  $y^l$ . Una vez finalizada la recombinación, el ES aplica un operador de mutación al conjunto  $s^l$  y genera un conjunto de parámetros endógenos final  $s^m$ . A continuación, la ES aplica otro operador de mutación, que depende del conjunto de parámetros endógenos  $s^m$ , al conjunto de parámetros objeto  $y^l$  para crear finalmente  $y^m$ . Con este nuevo conjunto de parámetros objeto, la ES calcula el valor de la función objetivo  $F$ . El descendiente creado está definido entonces por:

$$a^m = (y^m, s^m, F(y^m)) \quad (2.15)$$

Este proceso de generación de un descendiente se repite hasta alcanzar una nueva población de descendientes  $B_0^g$  de la generación  $g$  que contenga  $\lambda$  descendientes. El siguiente paso en la evolución es seleccionar los individuos que formarán la población de individuos padre para la siguiente generación.

Hay dos tipos básicos de reglas que determinan cuándo finaliza la evolución de la población. El primer tipo de reglas se refiere a los recursos empleados y normalmente comprueba si la evolución ha alcanzado el número máximo de generaciones. El segundo

tipo se refiere a la convergencia de la evolución y verifica si algún individuo de la población tiene un valor de la función objetivo inferior a un umbral, es decir, si se ha encontrado una solución lo suficientemente buena como para dejar de buscar.

Los parámetros específicos de la ES  $\mu$ ,  $\lambda$  y  $\rho$  se denominan parámetros exógenos y permanecen constantes a lo largo de la evolución, al contrario de lo que ocurre con los parámetros endógenos. Si la función objetivo tiene  $N$  parámetros objeto, se recomienda utilizar los siguientes valores para  $\lambda$  y  $\mu$  (Hansen y Ostermeier, 2001):

$$\lambda = 4 + 3 \cdot \lfloor \ln(N) \rfloor \quad y \quad \mu \leq \frac{\lambda}{2} \quad (2.16)$$

En el apéndice A puede verse el pseudocódigo de una ES.

### 2.4.2.1. Selección

Cada ES necesita un método de selección de individuos que dependa de la función objetivo para guiar así la búsqueda de soluciones hacia las regiones más prometedoras del espacio de búsqueda. La selección es la etapa previa a los operadores de recombinación y mutación. Siguiendo la idea de la selección natural, sólo los individuos mejor adaptados al entorno, es decir, los que tienen los mejores valores de la función objetivo, tendrán posibilidades de reproducirse. En términos de las ESs, una nueva población de individuos en la generación  $(g + 1)$  se obtiene mediante un proceso determinista que garantiza que los  $\mu$  mejores individuos de la población de la generación  $g$  se transfieren a la siguiente población. Este método de selección también se denomina truncamiento.

Existen dos versiones de este método de selección dependiendo de si la población de individuos padre de la generación actual interviene (estrategia de la suma  $(\mu + \lambda)$ ) o no (estrategia de la coma  $(\mu, \lambda)$ ) en el proceso de selección. Si interviene, a partir del conjunto de todos los individuos pertenecientes a  $B_0^g$  y  $B_p^g$  se seleccionan los  $\mu$  individuos con mejor valor de la función objetivo que formarán la población  $B_p^{(g+1)}$ . Si no interviene, se seleccionan los mejores individuos de  $B_0^g$ .

En el caso de la selección  $(\mu, \lambda)$ , sólo los  $\lambda$  individuos creados en la generación  $(g)$ , es decir, la población  $B_0^g$ , determinan los individuos que pueden seleccionarse. En otras palabras, los individuos padre de la generación  $(g)$  son eliminados incluso si son mejores que los nuevos. Para que la selección funcione correctamente debe cumplirse que  $\mu < \lambda$ . El caso límite cuando  $\mu = \lambda$  no puede darse porque todos los individuos se seleccionarían como padres y, por tanto, la búsqueda sería totalmente aleatoria porque no estaría guiada por la función objetivo.

El otro método de selección,  $(\mu + \lambda)$ , tiene en cuenta la población de individuos padre  $B_p^g$ . Así, el conjunto de individuos que pueden seleccionarse lo formarán  $\gamma = \mu + \lambda$  soluciones. A diferencia del método de la coma, este tipo de selección no tiene ninguna restricción sobre  $\lambda$  y pueden darse casos como  $\mu = \lambda$  o  $\mu > \lambda$ . La selección de la suma asegura la supervivencia del mejor individuo encontrado hasta el momento, ya que garantiza que la élite de la población sobreviva, de ahí que este tipo de selección se denomine elitista.

### 2.4.2.2. Operadores de recombinación

En las ESs, los operadores de recombinación emplean la información de hasta  $\rho$  padres para producir un único descendiente. Si  $\rho > 2$ , entonces se denomina multirecombinación. Hay dos tipos principales de recombinación: recombinación discreta, también llamada recombinación dominante, y recombinación intermedia.

La recombinación dominante elige aleatoriamente cada parámetro objeto de entre los  $\rho$  padres. Es decir, el parámetro objeto  $k$ -ésimo del individuo resultante  $(r)_k$ , está determina-

do exclusivamente por el parámetro  $k$ -ésimo de uno de los  $\rho$  padres elegido aleatoriamente y que se considera el padre dominante.

La recombinación intermedia tiene en cuenta por igual al conjunto  $B_p$  de los  $\rho$  padres y calcula el centroide de todos ellos mediante la siguiente expresión:

$$(r)_k = \frac{1}{\rho} \sum_{j=1}^{\rho} y_k^j \quad (2.17)$$

### 2.4.2.3. Operadores de mutación

Los operadores de mutación son el mecanismo principal de las ESs. Los operadores de mutación modifican el valor de los parámetros objeto según la siguiente expresión:

$$y_m = y + z \quad (2.18)$$

En los problemas donde los parámetros objeto toman valores en el conjunto de números reales:

$$z = \sigma(N_1(0, 1), \dots, N_N(0, 1)) \quad (2.19)$$

En esta última expresión,  $\sigma$  (desviación típica) es la denominada fuerza de mutación y  $N_i(0, 1)$  son números aleatorios tomados de una distribución normal estándar. Este operador de mutación se denomina isotrópico, ya que emplea un único  $\sigma$  para todos los parámetros objeto. Sin embargo, hay situaciones donde es recomendable utilizar un vector con un  $\sigma$  para cada parámetro objeto:

$$z = (\sigma_1 N_1(0, 1), \dots, \sigma_N N_N(0, 1)) \quad (2.20)$$

En este último tipo de mutación el conjunto de parámetros endógenos  $s$  contiene un vector de  $N$  desviaciones típicas  $s = (\sigma_1, \dots, \sigma_N)$ . Si los parámetros objeto tienen definidos un máximo y un mínimo, entonces como valores iniciales de los parámetros endógenos puede tomarse:

$$\sigma_m = \sigma \cdot \exp(\tau \cdot N(0, 1)) \quad (2.21)$$

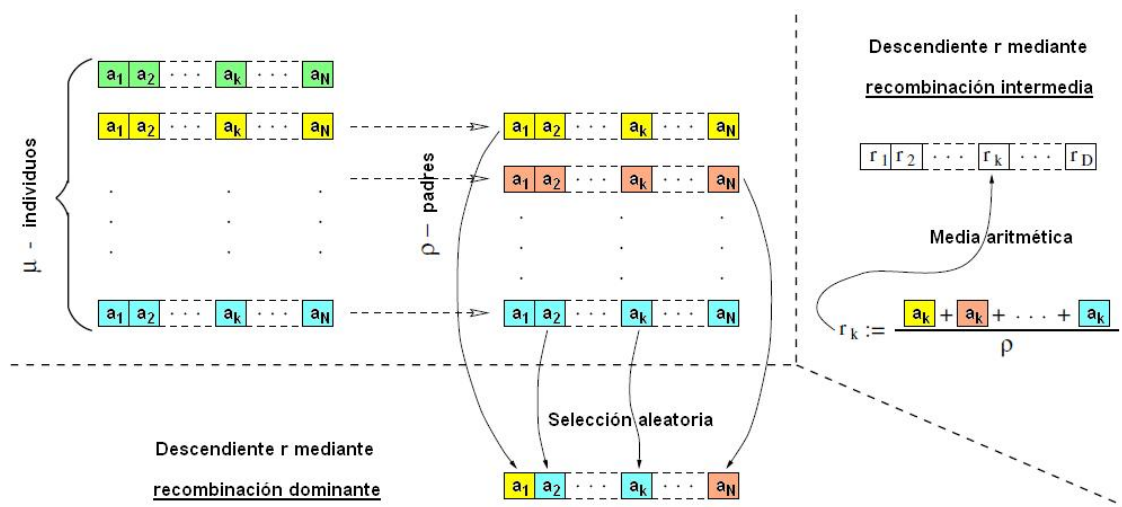


Figura 2.18. Operadores de recombinación en las ESs.

#### 2.4.2.4. Auto-adaptación de parámetros endógenos

La base de la auto-adaptación en las ESs reside en la asociación individual de los parámetros endógenos con los parámetros objeto. Así, cada individuo  $a$  tiene su propio conjunto de parámetros endógenos. En cuanto a la recombinación de los parámetros endógenos, es recomendable utilizar la recombinación intermedia. Respecto a la mutación, hay 3 formas principales de mutar los parámetros endógenos. La primera de ellas está descrita en la siguiente expresión:

$$\sigma_m = \sigma \cdot \exp(\tau \cdot N(0, 1)) \quad (2.22)$$

El parámetro  $\tau$  es el denominado parámetro de aprendizaje. Este parámetro es exógeno y determina la tasa y precisión de la auto-adaptación. Experimentalmente (Beyer y Schwefel, 2002) se ha comprobado que las ESs funcionan mejor con un aprendizaje determinado por:

$$\tau = \frac{1}{\sqrt{N}} \quad (2.23)$$

Si la función objetivo tiene parámetros objeto de diversa naturaleza es mejor emplear un aprendizaje menor definido por la siguiente expresión:

$$\tau = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot N}} \quad (2.24)$$

El segundo tipo de auto-adaptación se denomina regla de los dos puntos. Esta regla genera una probabilidad  $u$  aleatoria y opera de la siguiente forma:

$$\sigma_m = \begin{cases} \sigma \cdot \alpha & \text{si } u \leq 0.5 \\ \sigma/\alpha & \text{si } u > 0.5 \end{cases} \quad (2.25)$$

Experimentalmente se ha comprobado que las ESs funcionan mejor con un valor de  $\alpha = 1 + \tau$ .

El tercer tipo de mutación es una extensión del primero donde el conjunto total de parámetros se multiplica a su vez por un escalar:

$$\sigma_m = \exp(\tau_0 \cdot N_0(0, 1)) \cdot (\sigma_1 \cdot \exp(\tau \cdot N_1(0, 1)), \dots, \sigma_N \cdot \exp(\tau \cdot N_N(0, 1))) \quad (2.26)$$

Los valores para los parámetros de aprendizaje están determinados por las siguientes expresiones:

$$\tau_0 = \frac{2}{\sqrt{2 \cdot N}} \quad y \quad \tau = \frac{c}{\sqrt{2 \cdot \sqrt{N}}} \quad (2.27)$$

Es recomendable utilizar un valor de  $c = 1$  junto con valores de  $\mu = 10$  y  $\lambda = 100$ .

Una de las estrategias evolutivas más utilizadas es Estrategia Evolutiva mediante Adaptación de la Matriz de Covarianza, (*Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy*) (CMA-ES), que emplea un mecanismo de auto-adaptación basado en covarianzas (Hansen y Ostermeier, 2001), es fácil de utilizar, porque no necesita ningún parámetro externo si las variables que tiene que ajustar toman valores en un dominio cerrado, y que, además, ha dado buenos resultados en diversos espacios de búsqueda (Hansen y Kern, 2004).

### 2.4.3. Algoritmos genéticos de codificación real

Un Algoritmo Genético, (*Genetic Algorithm*) (GA) es un método general de búsqueda de soluciones. Para evaluar las distintas soluciones los GA emplean una función de aptitud  $F(\cdot)$  de forma que el espacio de búsqueda viene determinado por las variables de esa función de aptitud. En el contexto de los GA una solución  $a$  está representada por una secuencia de  $N$  genes  $(y_1, y_2, \dots, y_N)$  que forman lo que se denomina cromosoma y que codifican las variables de la función de aptitud. Los primeros GA empleaban genes que tomaban valores binarios. Por tanto, si una variable podía tomar más de dos valores, como ocurre en la mayoría de los casos, tenía que estar representada por varios genes. Un tipo de GA que empezó a utilizar genes que podían tomar valores pertenecientes al conjunto de números reales se denominó Algoritmo Genético de Codificación Real, (*Real-Coded Genetic Algorithm*) (RCGA). El principal inconveniente de estos algoritmos es que suelen alcanzar con facilidad mínimos locales y les resulta difícil continuar la búsqueda.

La búsqueda de soluciones realizada por un RCGA se lleva a cabo por etapas o generaciones. Antes de comenzar la búsqueda, el RCGA tiene que crear una población inicial  $P_p^0$  de  $s$  cromosomas. Después de esta inicialización, en cada generación  $g$  crea una nueva población  $P_p^{(g+1)}$  con el mismo número  $s$  de cromosomas. La creación de cromosomas se realiza de dos en dos. Primero, el RCGA elige a dos cromosomas padre de la población  $P_p^g$ . Después de esta selección, el RCGA intenta aplicar un operador de cruce para combinarlos. Para ello, el RCGA genera una probabilidad aleatoria y si ésta es mayor que la tasa de cruce  $p_c$ , entonces cruza los dos padres para crear dos descendientes  $d_1$  y  $d_2$ . Si la probabilidad es menor, entonces los dos descendientes serán idénticos a los dos progenitores. A continuación, el RCGA les aplica a estos descendientes un operador de mutación. El operador de mutación recorre todos los genes de cada descendiente e intenta mutarlos uno a uno. El intento de mutación consiste, de manera análoga al intento de cruce, en generar una probabilidad aleatoria. Si esta probabilidad es menor que la tasa de mutación  $p_m$ , entonces el operador muta el gen  $y_i^k$  correspondiente (siendo  $k$  el número de descendiente e  $i$  el número de gen). Si no, el gen permanece inalterado y el operador continúa el proceso con el siguiente gen. Finalmente, el RCGA dispondrá de dos cromosomas descendientes que pasarán a formar parte de la nueva población  $P_p^{(g+1)}$ . Este proceso de selección, cruce y mutación se repite hasta que haya  $s$  cromosomas en la nueva población. La evolución finaliza cuando se alcanza algún criterio de terminación como, por ejemplo, que se ha alcanzado el número máximo de generaciones. Para asegurar la convergencia del RCGA se suele emplear un mecanismo denominado elitismo que consiste en añadir automáticamente a la población  $P_p^{(g+1)}$  el mejor cromosoma (la élite) de la población  $P_p^g$ .

Los parámetros específicos del RCGA que permanecen constantes a lo largo de la evolución son el tamaño de la población  $s$ , la tasa de cruce  $p_c$  y la tasa de mutación  $p_m$ .

En el apéndice A puede verse el pseudocódigo de un RCGA.

#### 2.4.3.1. Selección

Existen varios métodos de selección de cromosomas padre en los RCGAs. De entre ellos, la selección proporcional o por ruleta (Holland, 1992; Goldberg, 1989) es el método más habitual. Este método le asigna a cada cromosoma una probabilidad  $p_s$  de ser elegido como padre igual su valor de la función de aptitud dividido por la suma total de los valores de la función de aptitud de todos los cromosomas de la población  $P_p^g$ .

$$p_s(a_i) = \frac{F(a_i)}{\sum_{j=1}^s F(a_j)} \quad (2.28)$$

Para seleccionar un individuo, el RCGA puede seguir el siguiente procedimiento:

1. El RCGA calcula las probabilidades acumuladas  $q$  mediante la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} q_0 &= 0 \\ q_i &= p_s(a_1) + \dots + p_s(a_i) \quad \forall i = 1, \dots, s \end{aligned} \quad (2.29)$$

2. El RCGA genera un número aleatorio  $r$  uniformemente distribuido en el intervalo  $[0, 1]$
3. El RCGA selecciona al cromosoma  $a_i$  que cumpla:

$$q_{i-1} < r < q_i \quad (2.30)$$

El RCGA tiene que repetir este procedimiento para cada cromosoma que quiera elegir. Nótese que este método de selección no es aplicable directamente si el problema que estamos tratando es de minimización o existen valores de la función de aptitud negativos. En ese caso, es necesaria una etapa previa para transformar los valores de la función de aptitud de forma que el mejor valor sea el mayor.

Otro método de selección utilizado en los algoritmos genéticos es, por ejemplo, la selección por torneo. Esta selección elige aleatoriamente una pequeña muestra de la población  $P_p^g$  (normalmente de dos o tres cromosomas) y de ella selecciona al cromosoma que tenga el mejor valor de la función de aptitud. Este proceso se repite hasta completar el número de cromosomas que el RCGA tiene que seleccionar.

### 2.4.3.2. Operadores de cruce

En los RCGAs, los operadores que tienen más relevancia son los de cruce. Hay una gran variedad de operadores que combinan dos cromosomas para producir unos nuevos (Herrera, Lozano, y Sánchez, 2003). Aquí se presentan algunos de los más representativos. Sean  $a_1 := (v_1^1, \dots, v_n^1)$  y  $a_2 := (v_1^2, \dots, v_n^2)$  dos cromosomas que han sido seleccionados para cruzarlos.

1. Cruce simple (Goldberg, 1989). Este cruce consiste en seleccionar aleatoriamente una posición  $i$  entre 1 y  $n - 1$ . Los nuevos cromosomas serían:

$$\begin{aligned} d_1 &:= (v_1^1, v_2^1, \dots, v_i^1, v_{i+1}^2, \dots, v_n^2) \\ d_2 &:= (v_1^2, v_2^2, \dots, v_i^2, v_{i+1}^1, \dots, v_n^1) \end{aligned} \quad (2.31)$$

2. Cruce de dos puntos (Eshelman, Caruana, y Schaffer, 1989). Este cruce selecciona aleatoriamente dos posiciones  $i$  y  $j$  y los segmentos definidos entre ambas posiciones en los cromosomas padre se intercambian:

$$\begin{aligned} d_1 &:= (v_1^1, v_2^1, \dots, v_i^1, v_{i+1}^2, \dots, v_j^2, v_{j+1}^1, \dots, v_n^1) \\ d_2 &:= (v_1^2, v_2^2, \dots, v_i^2, v_{i+1}^1, \dots, v_j^1, v_{j+1}^2, \dots, v_n^2) \end{aligned} \quad (2.32)$$

3. Cruce heurístico (Herrera y cols., 2003). Sea el valor de la función de aptitud de  $a_1$  mayor que el de  $a_2$ , entonces los nuevos cromosomas son:

$$\begin{aligned} d_1 &:= (y_1^1, \dots, y_n^1) \\ d_2 &:= (y_1^2, \dots, y_n^2) \end{aligned} \quad (2.33)$$

donde

$$\begin{aligned} y_i^1 &:= k \cdot (v_i^1 - v_i^2) + v_i^1 \\ y_i^2 &:= k' \cdot (v_i^1, v_i^2) + v_i^1 \end{aligned} \quad (2.34)$$

En la expresión 2.34,  $k$  y  $k'$  son dos números aleatorios pertenecientes al intervalo  $[0, 1]$ .

4. BLX- $\alpha$  (Eshelman y Schaffer, 1993). Este operador produce dos cromosomas:

$$\begin{aligned} d_1 &:= (y_1^1, \dots, y_i^1, \dots, y_n^1) \\ d_2 &:= (y_1^2, \dots, y_i^2, \dots, y_n^2) \end{aligned} \quad (2.35)$$

En la expresión 2.35, cada valor  $y_i$  se elije aleatoriamente del intervalo  $[v_{min} - D \cdot \alpha, v_{max} + D \cdot \alpha]$  donde:

$$\begin{aligned} v_{min} &= \min(v_i^1, v_i^2) \\ v_{max} &= \max(v_i^1, v_i^2) \\ D &= v_{max} - v_{min} \end{aligned} \quad (2.36)$$

5. Cruce aritmético (Michalewicz, 1996). Los nuevos cromosomas son:

$$\begin{aligned} d_1 &:= (y_1^1, \dots, y_n^1) \\ d_2 &:= (y_1^2, \dots, y_n^2) \end{aligned} \quad (2.37)$$

donde

$$\begin{aligned} y_i^1 &:= \lambda \cdot v_i^1 + (1 - \lambda) \cdot v_i^2 \\ y_i^2 &:= \lambda \cdot v_i^2 + (1 - \lambda) \cdot v_i^1 \end{aligned} \quad (2.38)$$

En la expresión 2.38,  $\lambda$  es un número aleatorio del intervalo  $[0, 1]$ .

### 2.4.3.3. Operadores de mutación

Sea  $a := (v_1, \dots, v_n)$  un cromosoma y  $v_i \in [a_i, b_i]$  el valor del gen seleccionado para mutarlo. A continuación se muestran dos de los operadores de mutación más comunes que producen el nuevo valor del gen  $v'_i$ .

1. Mutación aleatoria (Michalewicz, 1996). El valor  $v'_i$  del gen se selecciona aleatoriamente del intervalo  $[a_i, b_i]$ .
2. Mutación no uniforme (Michalewicz, 1996). Este operador de mutación depende de la generación  $t$  en la que se encuentre el algoritmo.

$$v'_i = \begin{cases} v_i + \Delta(t, b_i - v_i) & \text{si } \tau = 0 \\ v_i - \Delta(t, b_i - v_i) & \text{si } \tau = 1 \end{cases} \quad (2.39)$$

En la expresión 2.39,  $\tau$  es un número aleatorio que puede ser cero o uno y

$$\Delta(t, x) = x \cdot \left(1 - r^{(1 - \frac{t}{g_{max}})^\lambda}\right) \quad (2.40)$$

donde  $r$  es un número aleatorio del intervalo  $[0, 1]$ ,  $g_{max}$  es el número máximo de generaciones y  $\lambda$  es una constante definida antes de la ejecución del algoritmo. Este último parámetro define el grado de dependencia entre el operador y el número de generaciones. Este operador de mutación produce valores cercanos al valor anterior del gen a medida que aumentan las generaciones.

## 2.5. Conclusión

En este capítulo se ha presentado el proceso cognitivo que se va a estudiar en este trabajo de investigación, la toma de decisiones, al igual que las teorías más representativas para valorar las alternativas que componen un problema de toma de decisiones.

Además, se han descrito los modelos computacionales cognitivos que constituyen la herramienta adecuada para estudiar este proceso cognitivo. Existen diversas arquitecturas para construir modelos computacionales cognitivos. Esta tesis se basa en las arquitecturas conexionistas y se ha mostrado una clasificación de las mismas aplicadas en la toma de decisiones.

Se han descrito también diversos algoritmos mediante los cuales se pueden establecer los valores de los parámetros de una arquitectura para construir modelos computacionales cognitivos ajustados al comportamiento de un sujeto.

La arquitectura que se va a proponer en esta tesis tiene en cuenta diversos aspectos de las teorías descriptivas, entre los que se encuentran la función  $S(.)$  que puntúa cada alternativa por separado, la percepción subjetiva del sujeto tanto de las recompensas como de las probabilidades asociadas a cada alternativa, la separación entre pérdidas y ganancias y, por último, la incorporación de nuevo conocimiento que influya en la función  $S(.)$ .

La arquitectura emplea una representación conexionista del conocimiento de forma que la red sea independiente del número de alternativas disponibles en la tarea de toma de decisiones que quiere analizarse y que sea lo más homogénea posible, empleando en todas las unidades la misma función de propagación.

El modelado de la arquitectura tiene que dar valores a los pesos de las diferentes conexiones de la red, tarea que se aborda utilizando algoritmos evolutivos.



# Una nueva arquitectura basada en el conocimiento

*-Y lo que menos comprendo es por qué no tomas soma  
cuando se te ocurren esta clase de ideas.  
Si lo tomaras olvidarías todo eso.  
Y en lugar de sentirte desdichado serías feliz.  
Muy feliz - repitió.*

Aldous Huxley, Un mundo feliz

**RESUMEN:** Este capítulo recoge el diseño de una nueva arquitectura computacional cognitiva para construir modelos de toma de decisiones basados en el conocimiento, describe una tarea de toma de decisiones concreta y, por último, recoge el conocimiento específico que utiliza la arquitectura propuesta en dicha tarea concreta.

## 3.1. Introducción

La toma de decisiones es un proceso cognitivo que ha motivado el estudio de los fenómenos psicológicos y neurofisiológicos envueltos en las decisiones de los seres humanos con el fin de entender mejor su comportamiento, sobre todo, en el campo de la economía. Estos estudios se llevan a cabo mediante modelos computacionales cognitivos que permiten analizar diferentes teorías e hipótesis acerca del comportamiento humano (Fum y cols., 2007). Este capítulo propone una arquitectura para construir modelos computacionales psicológica y neurofisiológicamente plausibles para emular el comportamiento humano en tareas de toma de decisiones. Esta arquitectura, denominada Modelo de Análisis e Inferencia de DEcisiones basado en una red de coNceptos, (*Model of Assessment and Inference of DEcisions based on a Net of concepts*) (MAIDEN), puede adaptarse a la tarea de toma de decisiones concreta a la que se aplique (Iglesias, del Castillo, Serrano, y Oliva, 2012a).

MAIDEN distingue dos fases en el proceso de la toma de decisiones (Iglesias, del Castillo, Serrano, y Oliva, 2010c). En la primera fase, MAIDEN realiza una estimación de las consecuencias de cada alternativa utilizando una red de conceptos denominada red de decisión y en la segunda fase utiliza una función de valor para puntuar cada alternativa en base a la estimación previa. La alternativa que obtenga la mejor puntuación representará la decisión del modelo.

Este capítulo presenta una tarea representativa de toma de decisiones y la especialización de MAIDEN para tratar con dicha tarea. Cabe recordar que un modelo representa la

especificación de esta arquitectura genérica para una tarea de toma de decisiones concreta y un determinado sujeto.

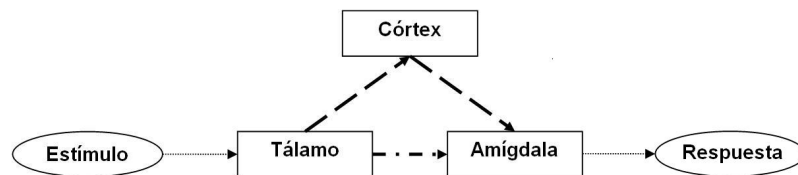
### 3.2. Diseño de la arquitectura

El diseño de MAIDEN se centra en algunas de las evidencias psicológicas y neurofisiológicas encontradas en investigaciones recientes en el campo de la neuroeconomía (Glimcher, Camerer, Fehr, y Poldrack, 2009), la teoría de juegos (Webb, 2006) y la teoría de la racionalidad limitada (Simon, 1955). La neuroeconomía surge de dos vertientes, por un lado, desde el campo de la economía se pretendía utilizar imágenes de la activación cerebral para probar nuevas teorías acerca de las preferencias en la toma de decisiones y, por otro, desde el campo de la fisiología se pretendían utilizar teorías económicas para probar modelos de la arquitectura neuronal que lleva a cabo el proceso de la toma de decisiones. La teoría de juegos estudia estrategias en las que dos o más sujetos tienen que tomar una decisión y el éxito de uno de ellos depende, a la vez, de su decisión y de las de los demás sujetos. Por último, la teoría de la racionalidad limitada establece que los sujetos toman decisiones condicionados por la información disponible, por sus limitaciones cognitivas y por el tiempo disponible para tomar una decisión y complementa la visión de la racionalidad en la toma de decisiones, que se define como un proceso de optimización para obtener el mejor resultado posible al hacer una elección.

Las evidencias en las que se basa MAIDEN se muestran a continuación:

- Existen evidencias psicológicas que sostienen que los seres humanos utilizan estrategias rápidas con una información mínima para tomar una decisión (Gigerenzer, 2008). Una de las simplificaciones que los sujetos aplican al proceso de toma de decisiones es la utilización de conocimiento causal (García-Retamero y Hoffrage, 2006). Los seres humanos utilizan este conocimiento causal para anticipar las consecuencias de las decisiones. La propia red de decisión es una representación de conocimiento causal para estimar las consecuencias de cada alternativa.
- La función de valor de MAIDEN, que puntúa cada alternativa en base a la estimación realizada por la red de decisión, corresponde a la segunda fase psicológicamente plausible descrita en la teoría de la perspectiva, *Prospect Theory* (Kahneman y Tversky, 1979). Además, existen evidencias neurofisiológicas que apoyan la existencia de esta segunda fase de puntuación de alternativas (Glimcher, 2009; Kable y Glimcher, 2009). Estas evidencias provienen de experimentos que miden la actividad cerebral de los sujetos durante la realización de tareas que implican memorizar una recompensa asociada a una determinada acción (sin llegar a tomar una decisión) y tareas que implican tomar una decisión.
- MAIDEN diferencia entre ganancias y pérdidas de acuerdo con la distinción expresada en la teoría de la perspectiva. Existen también evidencias neurofisiológicas que sostienen que las áreas del cerebro que se activan durante la anticipación de una ganancia son diferentes de aquellas que se activan con una pérdida (Knutson, Rick, E., Prelec, y Loewenstein, 2007). Este hecho se ha comprobado midiendo la actividad cerebral de sujetos durante la realización de tareas de toma de decisiones que exigían una predicción de los resultados (positivos y negativos).
- MAIDEN adopta la existencia de dos circuitos neuronales que intervienen en el proceso de toma de decisiones de acuerdo a diversas investigaciones neurofisiológicas (Damasio, 1994; Simón, 1998). Los seres humanos utilizan un mecanismo neuronal

para diseñar respuestas apropiadas a las tareas de toma de decisiones. Este mecanismo está regulado principalmente por la emoción y la cognición (Thagard y Aubie, 2008). La zona del cerebro que está claramente ligada a las emociones es la amígdala (Pessoa, 2008; Gupta, Koscik, Bechara, y Tranel, 2010). Cuando un ser humano recibe un estímulo nuevo, la amígdala lo evalúa previo paso por el tálamo, asociándolo con un nivel de dolor o placer determinado, y comunica su evaluación a otras áreas del cerebro. La amígdala recibe información a través de dos circuitos neuronales distintos (LeDoux, 1995). El primero de ellos pasa a través del córtex e interviene en respuestas basadas en una evaluación consciente de la situación (Busemeyer, Dimpert, y Jessup, 2007). Además de esta ruta tálamo-córtex-amígdala, existe otra ruta que une directamente el tálamo con la amígdala. Esta ruta tálamo-amígdala permite que llegue rápidamente a la amígdala cierta información de modo que ésta desencadene una reacción rápida y a menudo involuntaria. Existen evidencias neurofisiológicas que demuestran que cada uno de estos circuitos neuronales recibe información de distintas áreas sensoriales pertenecientes al tálamo (Romanski y LeDoux, 1992). La figura 3.1 muestra un esquema de los dos circuitos neuronales.



**Figura 3.1.** Esquema de los dos circuitos neuronales que llegan hasta la amígdala.

- Varias investigaciones psicológicas han demostrado que los sujetos que tienen un conocimiento más amplio sobre la probabilidad obtienen mejores resultados en tareas de toma de decisiones, es decir, se acercan más a los objetivos determinados por la tarea (Cokely y Kelley, 2009). Así, los sujetos que no saben cómo calcular una probabilidad, o no entienden qué es la probabilidad, no la utilizarán al tomar una decisión (Camilleri y Newell, 2009; Rottenstreich y Kivetz, 2006). En vez de la probabilidad, utilizarán un concepto más intuitivo que represente la noción de riesgo. El riesgo mide cuánto puede variar un resultado estimado del resultado real (Quartz, 2009). MAIDEN utiliza el concepto de riesgo en vez de la probabilidad en su función de valor.

Estas evidencias son la base del diseño de la red de decisión y de la función de valor que componen la arquitectura propuesta.

### 3.2.1. Red de decisión

En la primera fase, MAIDEN estima las consecuencias de cada posible alternativa utilizando una representación conexionista, denominada red de decisión (Iglesias y cols., 2008), del conocimiento que tiene un sujeto acerca de la tarea de toma de decisiones, de la experiencia pasada en dicha tarea y de las relaciones que hay entre estos dos tipos de conocimiento. Estas relaciones determinan cómo emplear el conocimiento subjetivo acerca de las decisiones pasadas y el conocimiento extraído del entorno para alcanzar el objetivo determinado por la tarea de toma de decisiones. La relación entre dos conceptos está definida por un peso que mide la influencia de un concepto sobre el otro. La red de decisión está dividida en cinco capas: capa de percepción, capa de memoria a corto plazo, capa de memoria de trabajo, capa deliberativa y capa de salida. Las tres primeras capas, la de

percepción, la de memoria a corto plazo y la de memoria de trabajo, representan la capa de entrada de las arquitecturas conexionistas.

- La capa de percepción contiene conceptos percibidos por el sujeto directamente del entorno
- La capa de memoria a corto plazo extiende el conocimiento de la capa de percepción y tiene en cuenta la experiencia pasada más reciente.
- La capa de memoria de trabajo proporciona conocimiento adicional con conceptos que el sujeto infiere a partir de información elaborada acerca del entorno y de las decisiones pasadas.
- La capa deliberativa contiene zonas de asociación de conceptos de las tres capas anteriores. La capa deliberativa simboliza las zonas de asociación de información presentes en el córtex y refuerza la influencia de algunos conceptos de las tres primeras capas sobre la capa de salida.
- La capa de salida tiene los conceptos que representan la estimación final de las consecuencias. La capa de salida define una consecuencia mediante tres variables: recompensa, retardo y riesgo. La recompensa cuantifica las posibles consecuencias o resultados de una decisión como, por ejemplo, una cantidad de dinero. El retardo representa el tiempo que pasa desde que un sujeto toma una decisión hasta que consigue la recompensa correspondiente. El riesgo mide cuánto puede variar la recompensa estimada de la recompensa real. Como MAIDEN diferencia entre ganancias y pérdidas, la capa de salida contiene un concepto que representa la posible ganancia estimada (*gEstimada*), un concepto con la pérdida estimada (*pEstimada*), un concepto con el riesgo asociado a la ganancia (*riesgoG*), un concepto con el riesgo asociado a la pérdida (*riesgoP*) y, por último, un concepto con el retardo (*retardo*), que será el mismo para las ganancias y las pérdidas.

Como se ha comentado en el Capítulo 2, las arquitecturas conexionistas se caracterizan por unidades y conexiones. Cada concepto de la red de decisión está identificado como una unidad dentro de las arquitecturas conexionistas y tiene asociado un estado de activación ( $x$ ) que puede tomar cualquier valor positivo. Estos valores de activación se propagan de unos conceptos a otros mediante la siguiente función de propagación:

$$net_i = \sum_j w_{ij} \cdot x_j \quad (3.1)$$

En la expresión 3.1,  $net_i$  representa la entrada total del concepto  $i$ -ésimo,  $w_{ij}$  es el peso de la conexión que une a los conceptos  $i$ -ésimo y  $j$ -ésimo y, por último,  $x_j$  representa la activación del concepto  $j$ -ésimo. La entrada total  $net$  de un concepto determina la activación del mismo mediante la función de activación que se muestra a continuación:

$$x_i = \begin{cases} 0 & \text{si } net_i < 0 \\ net_i & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3.2)$$

La expresión 3.2 representa la función de activación lineal utilizada por MAIDEN y que puede observarse en la figura 3.2.

Los pesos de la conexiones de la red de decisión ( $w_{ij}$ ) varían de forma continua entre -1 y 1. De esta forma, un concepto puede reforzar o inhibir la activación de otros conceptos de la red. Las conexiones entre los diferentes conceptos de la red de decisión tienen tres restricciones:

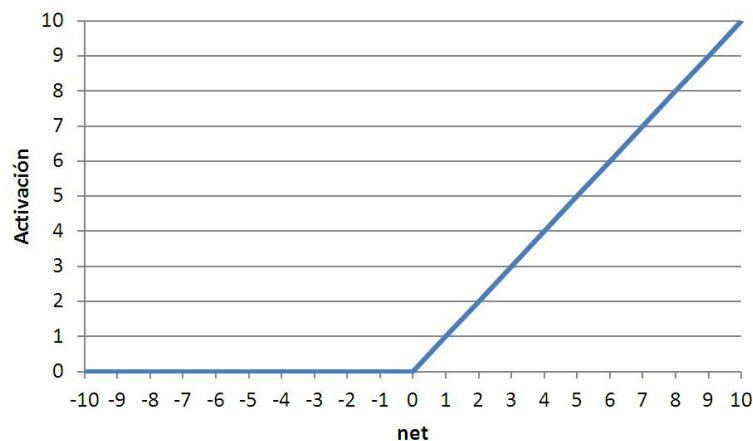
- Los conceptos de la misma capa no están interconectados.
- Los conceptos de la capa deliberativa sólo pueden propagar su activación hacia la capa de salida.
- Un concepto que pertenece a la capa de percepción, a la capa de memoria a corto plazo o a la capa de memoria de trabajo puede propagar su activación hacia la capa deliberativa o hacia la capa de salida, pero nunca a las dos a la vez.

Como se ha dicho anteriormente, el diseño de dos rutas en las conexiones de la red de decisión se basa en las evidencias que indican la existencia de dos circuitos neuronales empleados en el proceso de toma de decisiones. Cada circuito neuronal recibe información de distintas áreas sensoriales y, por tanto, los dos caminos de la red de decisión son mutuamente excluyentes.

Los conceptos de la red de decisión representan conocimiento general que tiene el ser humano acerca de la tarea de toma de decisiones y de las decisiones pasadas. Estos conceptos pueden extraerse de entrevistas con sujetos que han realizado ya la misma tarea de toma de decisiones o una similar a la que se utilizará para modelar el comportamiento humano y, por tanto, estarán estrechamente ligados a ella. Los seres humanos tienen sus propias creencias y experiencias y cada uno usará todo o una parte de este conocimiento general. Este hecho se reflejará en los modelos de cada sujeto por la ausencia de algunos conceptos o por el valor de ciertos pesos de las conexiones de la red.

Una de las hipótesis de este trabajo es que los conceptos junto con los pesos de las conexiones forman el conocimiento específico que un sujeto utiliza cuando toma una decisión. La red de decisión es la estructura que almacena dicho conocimiento específico. Los pesos de las conexiones de la red deben ajustarse para cada sujeto con el fin de adaptar el funcionamiento del modelo al comportamiento humano de tal forma que coincidan el mayor número de decisiones del modelo con las decisiones del sujeto.

Un ejemplo de una red de decisión se muestra en la figura 3.3. El concepto  $C$ , igual que el  $D$ , tiene una conexión directa con la capa de salida, así que no pueden estar conectados ni al concepto  $A$  ni al  $B$ . De manera parecida, los conceptos  $E$  y  $F$  tienen conexiones sólo con la capa deliberativa. Los conceptos de las capas inferiores  $C$ ,  $D$ ,  $E$  y  $F$  de la red de decisión representan los criterios que caracterizan las distintas alternativas derivadas de la tarea.



**Figura 3.2.** Función de activación lineal de MAIDEN.

MAIDEN utiliza las activaciones de los conceptos de la capa de salida para aplicar la función de valor y puntuar así cada alternativa.

### 3.2.2. Función de valor

MAIDEN utiliza una función de valor para puntuar cada alternativa dependiendo del valor de la activación de los conceptos de la capa de salida de la red de decisión. La alternativa mejor puntuada determinará la decisión de MAIDEN. Como se ha comentado en la Sección 2.1.1, las teorías de toma de decisiones más utilizadas se basan en el modelo analítico del valor esperado pero introduciendo recompensas y probabilidades subjetivas. Estas teorías utilizan distintas funciones para variar los valores objetivos de las recompensas y las probabilidades. Por ejemplo, recordemos que la Teoría de la Perspectiva incluye la subjetividad de las recompensas y de las probabilidades mediante los parámetros  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\lambda$ ,  $\delta$  y  $\gamma$ , que pertenecen a la función utilizada para puntuar cada alternativa (Capítulo 2, Sección 2.1.1.3). MAIDEN se basa en el conocimiento y ya recoge esta subjetividad en la red de decisión que hace posible plantear una función de valor que no contenga ningún parámetro:

$$S(A_j) = \text{retardo}_j \cdot \left( \frac{g\text{Estimada}_j}{1 + \text{riesgo}G_j} - \frac{p\text{Estimada}_j}{1 + \text{riesgo}P_j} \right) \quad (3.3)$$

Esta función de valor genérica distingue entre ganancias y pérdidas y puede variar dependiendo del tipo de tarea de toma de decisiones que quiera estudiarse.

La combinación de la red de decisión con la función de valor representa la función de decisión que, dado un conjunto de alternativas para un estado en un determinado instante, devuelve una única alternativa que representa la decisión del modelo.

La arquitectura de MAIDEN contiene una representación conexionista del conocimiento y su función de decisión se basa en asignar una puntuación a cada alternativa para luego elegir la mejor de ellas. Esta forma de operar hace que MAIDEN pertenezca a la categoría de las arquitecturas conexionistas de ranking.

MAIDEN se ha diseñado desde el punto de vista de las teorías descriptivas que pretenden analizar las decisiones de los seres humanos, aunque estas decisiones no maximicen la recompensa asociada a cada alternativa. Otras teorías descriptivas como la Teoría de la

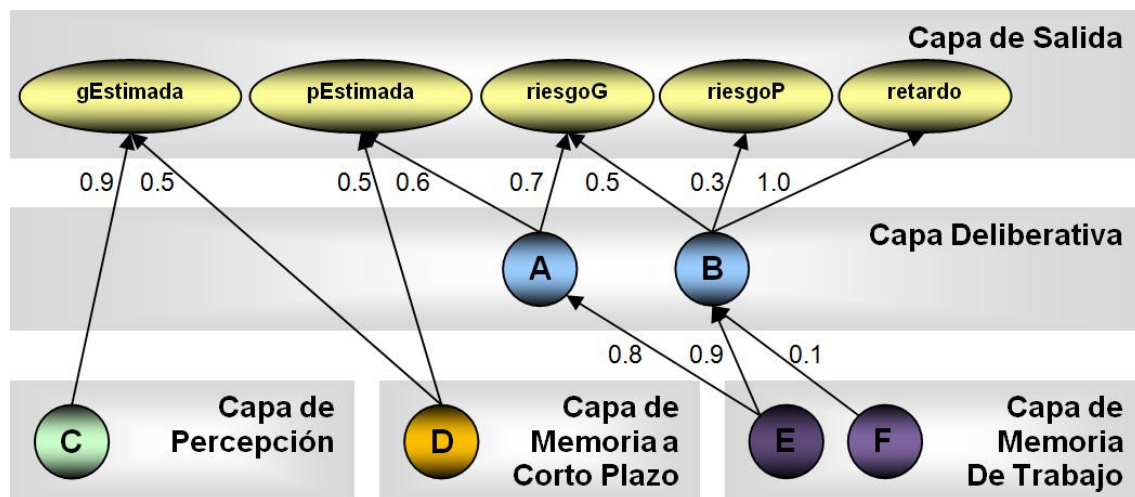


Figura 3.3. Ejemplo de una red de decisión sencilla con once conceptos.

Perspectiva se basan en parámetros añadidos a la función de valor para introducir variaciones subjetivas en los valores de la probabilidad y la recompensa. MAIDEN no utiliza ningún parámetro dentro de la función de valor sino que la subjetividad la introduce a través de los pesos de la red de decisión. Estos pesos son los encargados de definir la percepción de cada sujeto respecto a las recompensas y al riesgo asociado a cada alternativa.

Como se comentó en el Capítulo 2, cada arquitectura define una serie de parámetros cuyos valores pueden modificarse para reproducir un determinado comportamiento. Los parámetros de MAIDEN son los pesos de las conexiones de la red de decisión.

### 3.2.3. Ejemplo

Recordemos el ejemplo de juego de azar descrito en el Capítulo 2, Sección 2.1:

- Juego A: Ganar 4 € con una probabilidad de 0.95 o no ganar nada.
- Juego B: Ganar 16 € con una probabilidad de 0.60 o perder 8 €.

Se podría construir una red de decisión, como la mostrada en la figura 3.4, con los siguientes conceptos:

- Capa de percepción
  - Ganancia ( $V+$ ).
  - Pérdida ( $V-$ ).
  - Probabilidad de ganar ( $P+$ ).
  - Probabilidad de perder ( $P-$ ).
- Capa de memoria de trabajo
  - Frecuencia de las ganancias hasta el momento ( $\frac{\#V+}{N}$ ).
  - Frecuencia de las pérdidas hasta el momento ( $\frac{\#V-}{N}$ ).
- Capa de memoria a corto plazo
  - La última decisión ha producido ganancias ( $Ult$ ).

Supongamos que llevamos jugando diez veces a cada juego:

- Juego A: 8 ganancias, 2 nada.
- Juego B: 5 ganancias, 5 pérdidas.
- Hemos ganado la última vez que jugamos al juego A.
- Hemos perdido la última vez que jugamos al juego B.

Los valores normalizados de los conceptos que caracterizan al juego A serían los siguientes:

- $V+ = \frac{4}{16} = 0.25$
- $V- = \frac{0}{16} = 0.0$
- $P+ = 0.95$

- $P- = 0.05$
- $\frac{\#V+}{N} = \frac{8}{10} = 0.8$
- $\frac{\#V-}{N} = \frac{2}{10} = 0.2$
- $Ult = 1.0$

La red de decisión y la función de valor aplicados al juego A tendrían los valores mostrados en la figura 3.5.

Respecto al juego B, los valores normalizados de sus conceptos serían los siguientes:

- $V+ = \frac{16}{16} = 1.0$
- $V- = \frac{8}{16} = 0.5$
- $P+ = 0.60$
- $P- = 0.40$
- $\frac{\#V+}{N} = \frac{5}{10} = 0.5$
- $\frac{\#V-}{N} = \frac{5}{10} = 0.5$
- $Ult = 0.0$

La figura 3.6 muestra la red de decisión y la función de valor aplicados al juego B.

Siguiendo con el ejemplo, el juego A obtendría una puntuación de 0.075 y el juego B de 0.435. Por lo tanto, la decisión del modelo sería elegir el juego B, cuya puntuación es más alta.

A continuación se describe una tarea de toma de decisiones representativa que servirá como ejemplo de aplicación de MAIDEN.

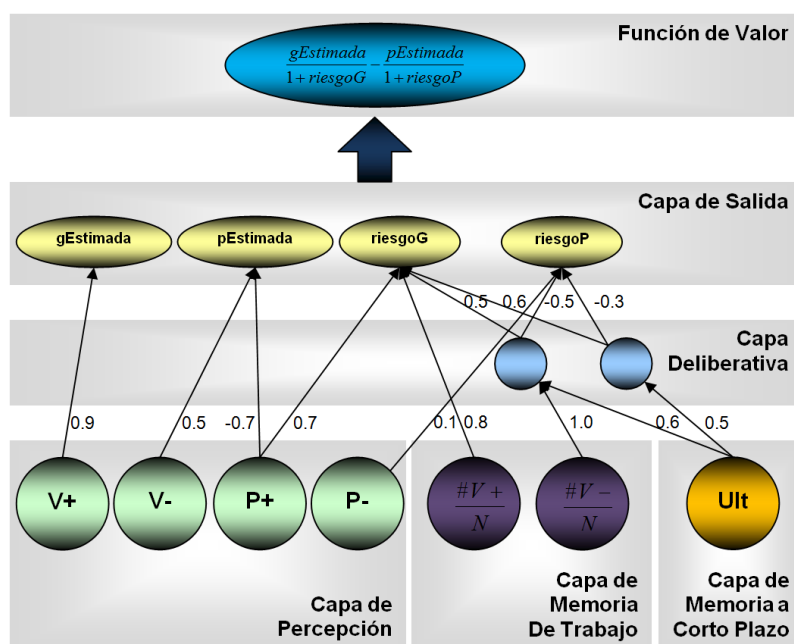


Figura 3.4. Ejemplo de red de decisión y función de valor para un juego de azar.

### 3.3. El Juego de Azar de Iowa

Las investigaciones en el campo de la toma de decisiones utilizan normalmente juegos para estudiar diferentes características del comportamiento humano (Rogers y cols., 1999; Elliott, Rees, y Dolan, 1999; Paulus y cols., 2001; Bogacz y cols., 2006; Lawrence, Clark, Labuzetta, Sahakian, y Vyakarnum, 2008; Hartstra, Oldenburg, Van Leijenhorst, Rombouts, y Crone, 2010). Estos juegos pueden clasificarse en dos grandes grupos dependiendo de las decisiones que requieren (Barron y Erev, 2003): juegos basados en la descripción y juegos

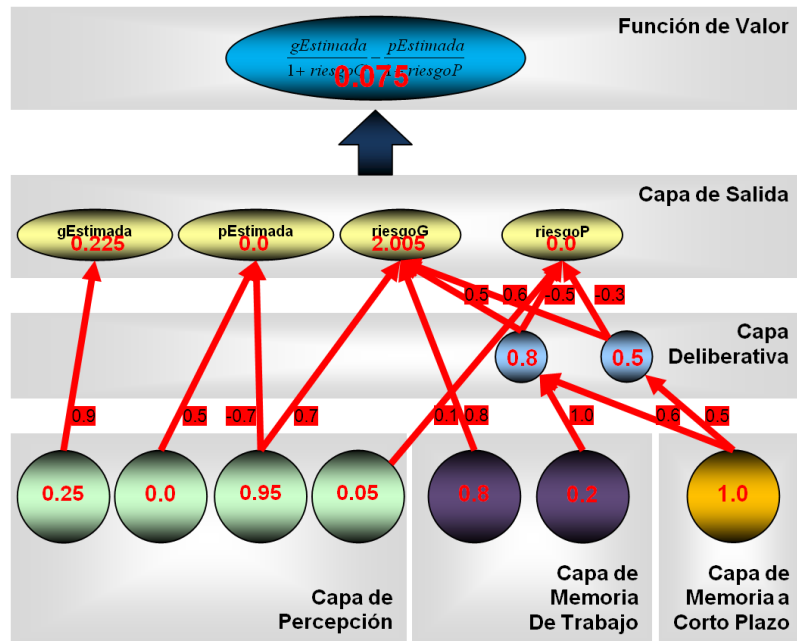


Figura 3.5. Red de decisión y función de valor para el juego A del ejemplo.

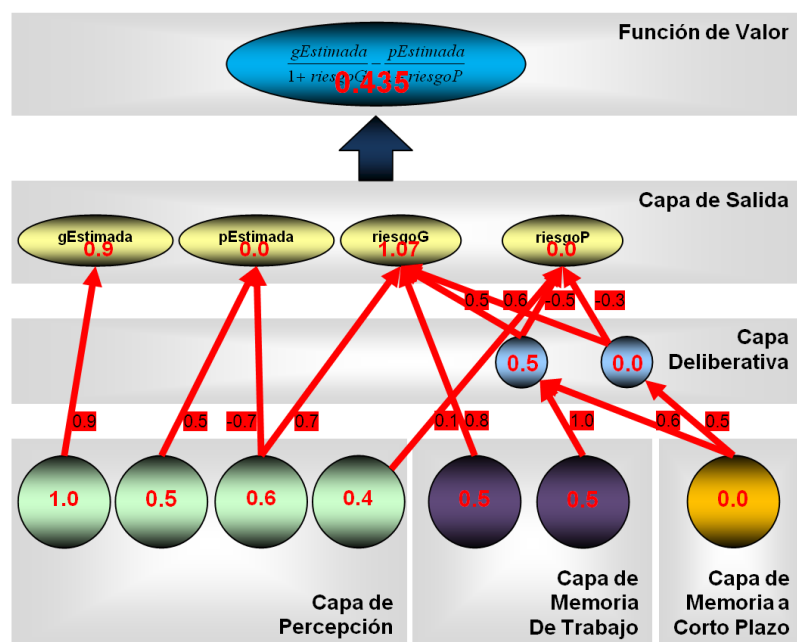


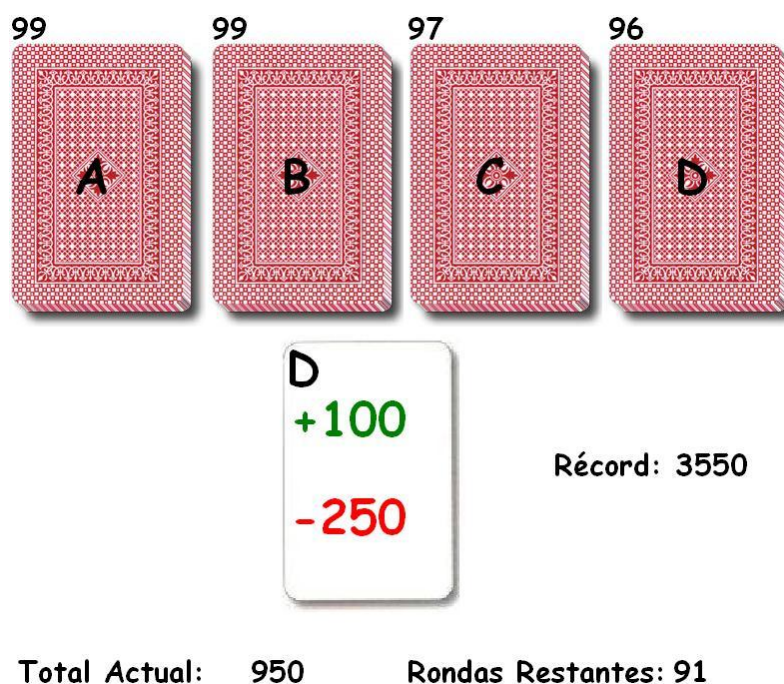
Figura 3.6. Red de decisión y función de valor para el juego B del ejemplo.

basados en la experiencia. El primer tipo de juegos se caracteriza por una descripción del problema que contiene las recompensas y las probabilidades asociadas a cada resultado de cada alternativa. Este tipo de juego está relacionado con decisiones con riesgo porque tiene reglas explícitas para las recompensas y las probabilidades de cada resultado.

Un experimento típico que utiliza juegos basados en la descripción consiste en presentar al sujeto las descripciones completas de dos juegos de azar, como en el caso del ejemplo anterior, y preguntar a cuál de los dos juegos preferiría jugar. Por ejemplo, las descripciones de los juegos podrían ser estas:

- Con el juego A dispone de un 20 % de probabilidades de ganar 4000€ y un 80 % de no ganar nada.
- Con el juego B dispone de un 25 % de probabilidades de ganar 3000€ y un 75 % de no ganar nada.

El segundo tipo de juego es repetitivo y el sujeto tiene que enfrentarse al mismo problema muchas veces y en circunstancias similares. En este tipo de juego, el sujeto no dispone a priori de ninguna información referente a las recompensas y las probabilidades de los resultados de cada alternativa. De esta forma, es el sujeto el que tiene que obtener dicha información mediante la experiencia de decisiones pasadas. Estos juegos están relacionados con las decisiones con ambigüedad (Brand y Altstotter-Gleich, 2008), ya que no hay ningún conocimiento previo disponible acerca de los resultados de las alternativas.



**Figura 3.7.** Interfaz desarrollada en este trabajo para el Juego de Azar de Iowa.

La literatura actual sobre neurociencia cognitiva ha puesto interés en una tarea de toma de decisiones denominada Juego de Azar de Iowa, (*Iowa Gambling Task*) (IGT) (Bechara, Damasio, Damasio, y Anderson, 1994), que se muestra en la figura 3.7, enmarcada en las tareas de toma de decisiones basadas en la experiencia.

IGT fue desarrollado para simular decisiones económicas a las que los seres humanos suelen hacer frente a diario (Bechara, Tranel, Damasio, y Damasio, 1996). Al contrario

que en otras tareas de toma de decisiones donde el sujeto dispone de toda la información necesaria para tomar una decisión, IGT se basa en un proceso de aprendizaje mediante la experiencia de las decisiones realizadas anteriormente (Fukui, Murai, Fukuyama, Hayashi, y Hanakawa, 2005). El comportamiento de un sujeto a lo largo de IGT se ve afectado por factores emocionales relacionados con la experimentación de las distintas ganancias y pérdidas. Como resultado de sus propiedades, IGT captura más componentes emocionales del proceso de la toma de decisiones que ninguna otra tarea de toma de decisiones (Fukui y cols., 2005). Esta tarea se ha utilizado para estudiar experimentalmente el déficit en la toma de decisiones debido a daños cerebrales, psicopatologías y drogadicciones (Bechara, Damasio, Tranel, y Damasio, 1997; Bechara, Damasio, Tranel, y Anderson, 1998; Grant, Contoreggi, y London, 2000; Mazas, Finn, y Steinmetz, 2000; Bechara y cols., 2001; Blair, Colledge, y Mitchell, 2001; Petry, 2001; Best, Williams, y Coccaro, 2002; Cavedini, Riboldi, D'Annuncci, y cols., 2002; Cavedini, Riboldi, Keller, D'Annuncci, y Bellodi, 2002; Mintzer y Stitzer, 2002; Yechiam, Busemeyer, Stout, y Bechara, 2005; Nakamura y cols., 2008; Buelow y Suhr, 2009; Fridberg y cols., 2010), así como la correlación entre diversas funciones cognitivas y el comportamiento durante el juego (Shuster y Toplak, 2009; Demaree, Burns, y DeDonno, 2010; Toplak, Sorge, Benoit, West, y Stanovich, 2010).

IGT ha tenido éxito en la explicación de diferencias de comportamiento en el juego entre distintos sujetos. Durante el juego, el sujeto tiene que elegir en cada ronda una carta de entre cuatro barajas (A, B, C y D). Cada carta le hará ganar una cierta cantidad de dinero pero podrá hacerle perder otra. El sujeto puede elegir cada vez una carta de cualquiera de las cuatro barajas. El objetivo del juego es ganar la mayor cantidad de dinero posible durante cien rondas. Hay dos barajas (A y B) cuyas cartas proporcionan una ganancia inmediata grande (100€), pero contienen también cartas con unas pérdidas grandes. Las otras dos barajas (C y D) proporcionan una ganancia inmediata pequeña (50€) y, además, contienen cartas con pérdidas pequeñas. Por tanto, existen dos barajas favorables, que hacen que el sujeto gane dinero a la larga, y dos barajas desfavorables, que hacen que el sujeto pierda dinero. La distribución de las diez primeras cartas de las cuatro barajas se recoge en la tabla 3.1 (esta distribución se repite diez veces para que el juego tenga cien rondas). El sujeto no conoce nada acerca de la distribución de las ganancias y pérdidas de cada baraja, información que tiene que aprender con la experiencia. Nótese que las primeras decisiones que el sujeto toma corresponden a decisiones con ambigüedad mientras que al final del juego, cuando el sujeto ya ha aprendido qué recompensas hay y sus probabilidades, las decisiones corresponden a decisiones con riesgo.

Otra característica interesante de IGT es que se ha utilizado tanto en versión física como en versión computacional sin observarse diferencias significativas en cuanto al comportamiento de los sujetos (Bechara, Tranel, y Damasio, 2000; Bowman, Evans, y Turnbull, 2005; Fernie y Tunney, 2006).

Como MAIDEN es una arquitectura genérica concebida para adaptarse a cualquier tarea de toma de decisiones basada en la experiencia, es necesario establecer el conocimiento específico de la tarea que quiere analizarse para construir la red de decisión. A continuación se recoge un diseño específico de la arquitectura MAIDEN para tratar con IGT: MAIDEN-IGT.

### **3.4. MAIDEN-IGT: Diseño de MAIDEN para el Juego de Azar de Iowa**

Todas las teorías de toma de decisiones presentadas en la Sección 2.1.1 utilizan en sus cálculos la probabilidad de cada recompensa para puntuar cada alternativa, en este caso, las barajas. Estas probabilidades están definidas por el número de cartas de la baraja correspondiente que han proporcionado una recompensa, dividido por el número total de

cartas elegidas de dicha baraja hasta la ronda actual. Las probabilidades de las recompensas de cada baraja irán cambiando a lo largo del juego según los resultados obtenidos en cada ronda. Los conceptos de la red de decisión de MAIDEN-IGT, la adaptación de MAIDEN para tratar con IGT, que se presenta en esta sección se basan en esta misma información básica: el número de cartas cogidas de cada baraja hasta la ronda actual y el número de cartas de cada baraja con cada recompensa obtenida hasta la ronda actual.

La primera fase de MAIDEN-IGT estima el valor de los cuatro conceptos que caracterizan los resultados de una decisión: la posible ganancia estimada ( $gEstimada$ ), la posible pérdida ( $pEstimada$ ), el riesgo asociado a la ganancia ( $riesgoG$ ) y el riesgo asociado a la pérdida ( $riesgoP$ ). Debido a que el sujeto conoce el resultado de una decisión inmediatamente, no hay retardo y, por tanto, la capa de salida no contiene ningún concepto que lo represente.

Con todo ello, la red de decisión de MAIDEN-IGT queda compuesta de la siguiente manera:

- La capa de percepción contiene el número de cartas elegidas de cada baraja hasta la ronda actual. Esta información la proporciona la propia interfaz de IGT.
- La capa de memoria de trabajo contiene conceptos que representan el número de cartas con cada ganancia (100€ y 50€) y cada pérdida (-25€, -50€, -75€, -150€, -200€, -250€, -300€, -350€ y -1250€) obtenidas con cada baraja hasta la ronda actual.
- La capa de memoria a corto plazo no contiene ningún concepto en este caso porque la información básica empleada ya está presente en las capas de percepción y memoria de trabajo.
- La capa deliberativa está compuesta por dos nodos que representan dos zonas de asociación. Estos nodos sirven para reforzar la unión de determinados conceptos para las decisiones. El número de nodos ha sido determinado experimentalmente.
- Finalmente, la capa de salida contiene los cuatro conceptos que definen la estimación:

Baraja	Ganancias	Pérdidas	Valor esperado después de 10 rondas
A	100€ con cada carta	-350€ con una probabilidad de 0.1 -300€ con una probabilidad de 0.1 -250€ con una probabilidad de 0.1 -200€ con una probabilidad de 0.1 -150€ con una probabilidad de 0.1	-250€
B	100€ con cada carta	-1250€ con una probabilidad de 0.1	-250€
C	50€ con cada carta	-25€ con una probabilidad de 0.1 -50€ con una probabilidad de 0.3 -75€ con una probabilidad de 0.1	250€
D	50€ con cada carta	-250€ con una probabilidad de 0.1	250€

**Tabla 3.1.** Resultados posibles de cada baraja en el Juego de Azar de Iowa (IGT).

$gEstimada$ ,  $pEstimada$ ,  $riesgoG$  y  $riesgoP$ . MAIDEN-IGT empleará los valores de estos cuatro conceptos con la función de valor para puntuar cada baraja.

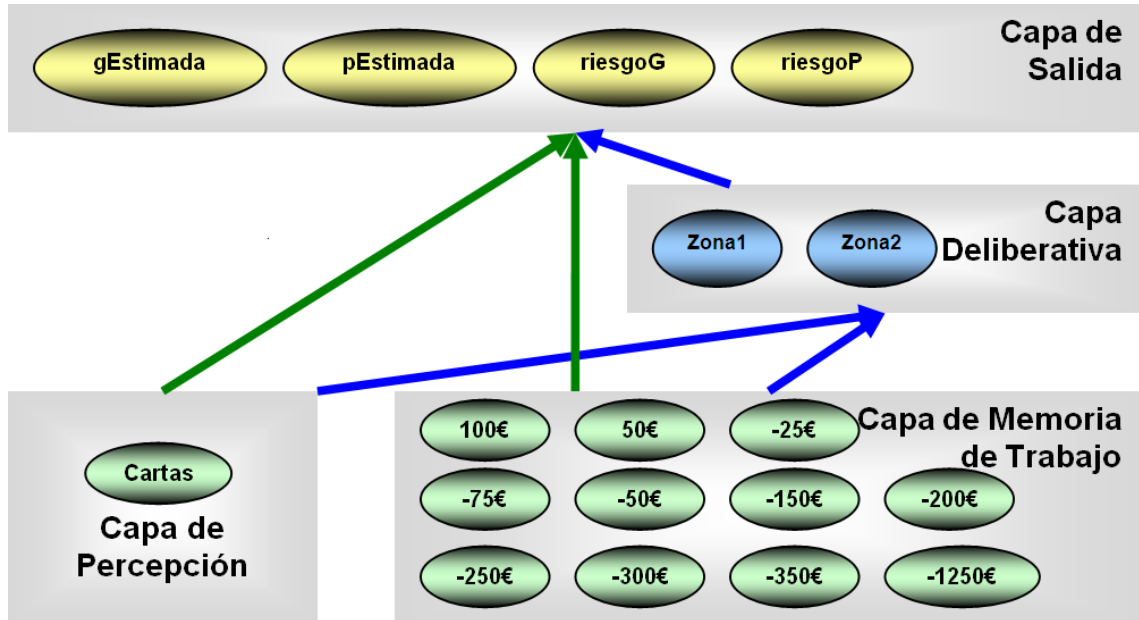


Figura 3.8. Esquema de la red de decisión utilizada por MAIDEN-IGT.

La red de decisión mostrada en la figura 3.8 no muestra el valor de los pesos de las conexiones porque éstos deben ajustarse a cada sujeto.

En la segunda fase, MAIDEN-IGT puntúa cada baraja utilizando la siguiente función de valor:

$$S(A_j) = \frac{gEstimada_j}{1 + riesgoG_j} - \frac{pEstimada_j}{1 + riesgoP_j} \quad (3.4)$$

Es importante destacar que las activaciones de los conceptos pertenecientes a las capas de percepción y de memoria a corto plazo (que representan la entrada de la arquitectura) tienen que actualizarse en cada ronda dependiendo del resultado de las decisiones del sujeto hasta la ronda actual.

Hasta ahora se han definido la red de decisión y la función de valor que van a emplearse para representar el comportamiento durante la tarea propuesta. Otra característica más de MAIDEN-IGT, que tiene que establecerse, es el tipo de algoritmo evolutivo que empleará en el modelado, es decir, el método para ajustar los pesos de las conexiones de la red de decisión al comportamiento de un sujeto. Los algoritmos evolutivos, como se comentó en el Capítulo 2, han demostrado ser herramientas muy útiles en espacios de búsqueda grandes, discontinuos y complejos, como el espacio que proporcionan los pesos de las conexiones de MAIDEN-IGT.

Lo que se pretende es construir un modelo, caracterizado por los valores de los pesos de las conexiones, que tome las mismas decisiones que un sujeto partiendo siempre del mismo conocimiento. Para ajustar los pesos con un algoritmo evolutivo se utiliza la secuencia de decisiones que ha tomado un sujeto junto con los resultados obtenidos con cada una de ellas para crear pares (estado, decisión). Dicho ajuste persigue que las decisiones del modelo coincidan con las del sujeto teniendo en cuenta la información disponible para el sujeto en cada punto de decisión, que está codificada dentro del estado. El esquema general estaría representado por la figura 3.9.

A continuación se recoge un estudio de diversos algoritmos evolutivos para comprobar cuál de ellos es el que conduce a un modelo ajustado al comportamiento del sujeto de la forma más eficaz y eficiente.

### 3.4.1. Selección de un algoritmo evolutivo para MAIDEN-IGT

El propósito de esta sección es la selección de un algoritmo evolutivo para buscar el conjunto de pesos de la red de decisión de MAIDEN-IGT que mejor representan el comportamiento de un sujeto. La representación de la solución tiene que incluir, en este caso, los pesos de las conexiones de la red de decisión ( $W$ ) y estará determinada por la siguiente expresión:

$$a := (W_{Del}, W_{gEstimada}, W_{pEstimada}, W_{riesgoG}, W_{riesgoP}) \quad (3.5)$$

En la expresión 3.5,  $W_{Del}$  representa los pesos de las conexiones que van desde las tres primeras capas de MAIDEN-IGT (capa de percepción, capa de memoria a corto plazo y capa de memoria de trabajo) hasta la capa deliberativa,  $W_{gEstimada}$  representa los pesos de las conexiones que llegan hasta el concepto  $gEstimada$  de la capa de salida,  $W_{pEstimada}$  los que llegan hasta el concepto  $pEstimada$ ,  $W_{riesgoG}$  los que llegan hasta  $riesgoG$  y  $W_{riesgoP}$  los que llegan hasta  $riesgoP$ . Nótese que, por simplificación, cada  $W_i$  representa un conjunto de pesos. La figura 3.10 muestra un ejemplo sencillo de una red de decisión con algunas de sus conexiones.

Existe una gran variedad de funciones de aptitud para medir cómo un modelo computacional se ajusta al comportamiento de un sujeto en tareas de toma de decisiones. Este algoritmo utiliza dos de ellas y, por tanto, tiene dos objetivos. El primero está definido por el porcentaje de decisiones del modelo que coinciden con las del sujeto cuyo comportamiento quiere modelarse. Este objetivo se puede representar mediante la siguiente función

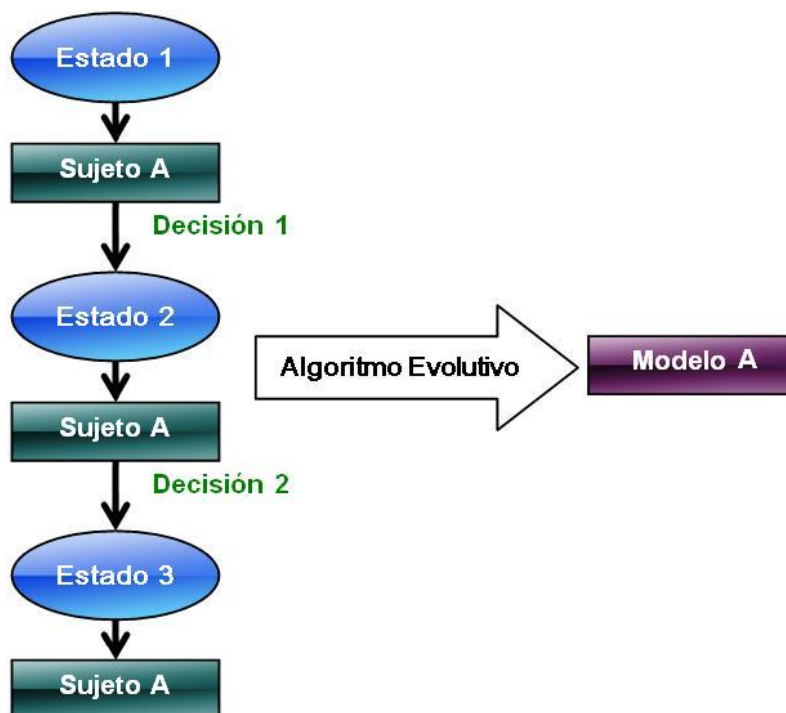


Figura 3.9. Esquema del modelado de un sujeto.

de aptitud:

$$F_1(a) = \frac{\sum_{t=1}^R \delta_t}{R} \tag{3.6}$$

En la expresión 3.6,  $R$  es el número de rondas de IGT y  $\delta_t$  es una variable que toma el valor uno, si las decisiones del modelo y del sujeto coinciden en la ronda  $t$ , y cero, si no coinciden.

El segundo objetivo está definido por la suma de las probabilidades de que el modelo elija la misma baraja que el sujeto en cada ronda de IGT. La probabilidad de que el modelo elija la baraja  $j$  en la ronda  $t$  viene determinada por la siguiente expresión:

$$Pr[D(t) = j] = \frac{e^{S_j(t)}}{\sum_{k=1}^4 e^{S_k(t)}} \tag{3.7}$$

En la expresión 3.7,  $D(t)$  representa la baraja elegida por el modelo en la ronda  $t$  y  $S_k(t)$  representa la puntuación otorgada por el modelo a la baraja  $k$  en la ronda  $t$ . De esta manera, la función de aptitud estaría definida por la siguiente fórmula:

$$F_2(a) = \sum_{t=1}^R Pr[D(t) = j_t] \tag{3.8}$$

En la expresión 3.8,  $j_t$  representa la baraja elegida en la ronda  $t$  por el sujeto cuyo comportamiento quiere modelarse.

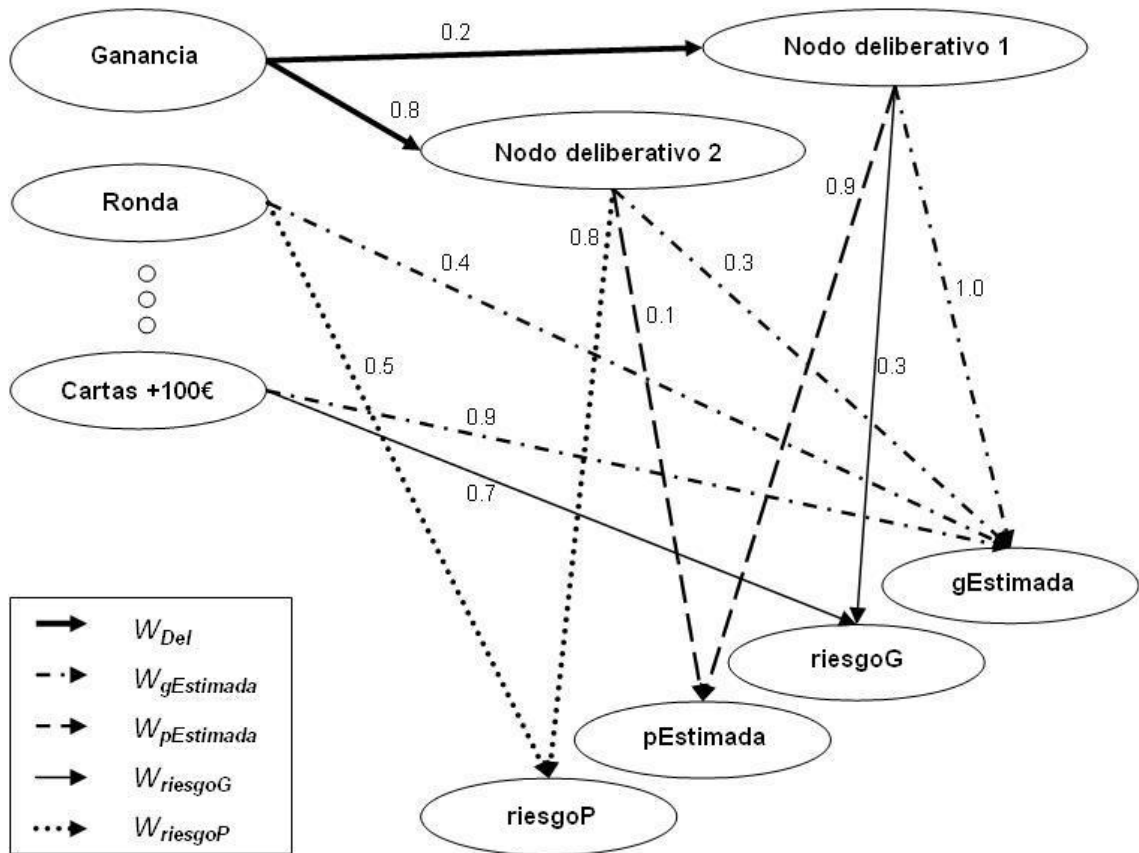


Figura 3.10. Ejemplo de una red de decisión simplificada de MAIDEN-IGT con sus conexiones clasificadas en  $W_{Del}$ ,  $W_{gEstimada}$ ,  $W_{pEstimada}$ ,  $W_{riesgoG}$  y  $W_{riesgoP}$ .

Estos dos objetivos definen la mejor solución como aquella que maximiza el número de decisiones que coinciden con las del sujeto y, además, que maximiza la probabilidad de elegir la misma baraja que el sujeto. Es decir, la mejor solución no sólo tiene que tomar las mismas decisiones que el sujeto, sino también hacerlo con una mayor diferencia entre la puntuación de la baraja que ha elegido el sujeto y el resto de barajas. Para integrar los dos objetivos en una única función se ha utilizado la siguiente función agregativa:

$$F(x) = 0.99 \cdot F_1(x) + 0.01 \cdot F_2(x) \quad (3.9)$$

El primero de los dos objetivos, el porcentaje de decisiones del modelo que coinciden con las del sujeto, es el que tiene más peso en la función objetivo.

A continuación se describe el método utilizado para la selección del algoritmo evolutivo más adecuado.

### 3.4.1.1. Método

En el estudio participaron cinco sujetos (4 hombres y 1 mujer, edad media = 22.4, rango = 21 - 23) de la Universidad Complutense de Madrid que realizaron IGT. Todos ellos eran estudiantes y no se les dio ningún incentivo económico.

Cada participante leyó las instrucciones de IGT antes de realizar la tarea. En concreto, las instrucciones indicaban que el juego consistía en elegir cartas de cuatro barajas distintas y que cada carta les haría ganar cierta cantidad de dinero pero que también podían hacerles perder otra cantidad. Las instrucciones también explicaban que empezaría el juego con 2000€ y que el objetivo sería el de conseguir la mayor cantidad de dinero posible durante 100 rondas. El apéndice C recoge las instrucciones completas que leyeron los participantes.

Se han empleado varios algoritmos genéticos y una estrategia evolutiva para construir cinco modelos distintos que adaptan su comportamiento al de los cinco participantes. Los participantes se han numerado utilizando una notación donde las unidades de millar indican el experimento en el que han participado para distinguirlos de los participantes de otros experimentos descritos a lo largo de este trabajo de investigación. Un dato a destacar es que ningún sujeto ha participado en más de un experimento de esta tesis. La figura 3.11 muestra la puntuación total de las barajas elegidas (la diferencia entre el número de cartas elegidas de las barajas favorables (C,D) y el número de cartas elegidas de las barajas desfavorables (A,B)) en cada bloque de veinte decisiones consecutivas para cada uno de los cinco sujetos. La puntuación total es uno de los métodos más utilizados para medir el comportamiento de los sujetos en este juego, al igual que la división del juego en bloques de veinte decisiones (Bechara y cols., 1994).

A continuación se describen los algoritmos genéticos y la estrategia evolutiva empleados en el ajuste de los pesos de los modelos de MAIDEN-IGT. La función de aptitud utilizada por todos los algoritmos evolutivos estudiados a continuación es la descrita en la expresión 3.9.

### 3.4.1.2. Especificación de los algoritmos genéticos de modelos de MAIDEN-IGT

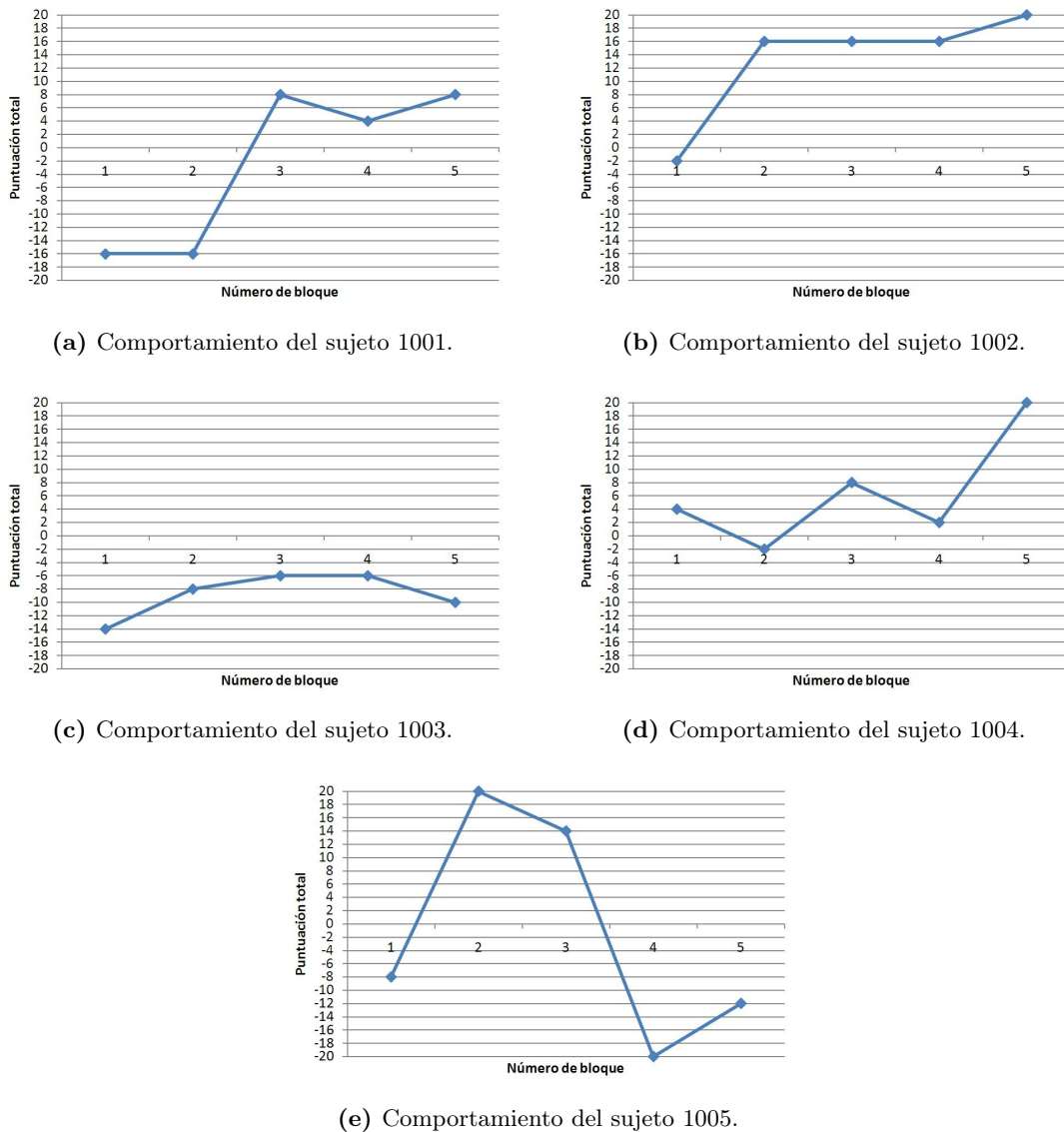
El RCGA opera de la manera recogida en el apéndice A. Primero, se seleccionan los mejores cromosomas de la población  $P_p^g$  para incluirlos directamente en la nueva población. Este mecanismo, denominado elitismo (De Jong, 1975), asegura que los cromosomas con la mejor aptitud siempre estén en la siguiente población. Segundo, el mecanismo de selección empleado es la selección proporcional (Holland, 1992; Goldberg, 1989) donde la

probabilidad de seleccionar un cromosoma se calcula mediante la siguiente expresión:

$$p(a_i) = \frac{F(a_i)}{\sum_{j=1}^s F(a_j)} \quad (3.10)$$

Con la expresión 3.10, los cromosomas con los valores de aptitud más altos tienden a elegirse más veces que los que tienen valores de aptitud más bajos. Finalmente, cuando el algoritmo dispone de una población completa con  $s$  cromosomas, comprueba la condición de terminación. En este caso, esta condición está determinada por el número máximo de iteraciones que se ejecuta el RCGA.

El RCGA que emplea MAIDEN-IGT puede utilizar diferentes operadores de cruce para crear nuevos cromosomas como los descritos en la Subsección 2.4.3.2. Una de las principales ventajas de estos operadores es que son independientes del dominio y pueden aplicarse a cualquier problema. Sin embargo, hay situaciones donde la incorporación de conocimiento específico del problema mejora significativamente la eficiencia de los algoritmos y la calidad



**Figura 3.11.** Comportamiento durante IGT de los 5 sujetos empleados para analizar los distintos algoritmos evolutivos.

de las soluciones encontradas. Los operadores de cruce más comunes son mecanismos de propósito general que o bien modifican todos los genes de los cromosomas o, bien, se fijan en un conjunto o segmento aleatorio de genes. Todos los operadores de cruce tienen en cuenta la posición de cada gen, es decir, si se quieren cruzar dos cromosomas, el gen  $i$ -ésimo del primer cromosoma se cruzará con el gen  $i$ -ésimo del segundo cromosoma. De esta forma es más fácil preservar los rangos de los valores que puede tomar dicho gen.

¿Pero qué ocurre si dos genes tienen una función muy similar en la resolución del problema? Por ejemplo, supongamos que queremos encontrar un controlador para que un coche circule de forma automática y queremos que controle la velocidad y la dirección del coche. La dirección del coche podría determinarse mediante un único gen que sería el ángulo de giro del volante, mientras que la velocidad podría determinarse, por ejemplo, mediante tres genes diferentes: la posición del acelerador, la posición del freno y la marcha que lleva puesta. En un determinado momento de la ejecución de un algoritmo evolutivo pueden existir dos soluciones, una que controle muy bien la dirección del coche y muy mal la velocidad y otra que controle muy mal la dirección del coche y muy bien la velocidad. Según los operadores de cruce más sencillos habría más probabilidades de realizar cruces con parte de los genes que controlan la velocidad. Por ejemplo, podría cruzarse sólo el gen que controla la posición del acelerador. En este caso sería mejor cruzar todos los genes que controlan una determinada función de la solución (del Castillo, Gasós, y García-Alegre, 1993) y de este modo, por ejemplo, podrían cruzarse todos los genes que controlan la velocidad. Así, del cruce de las dos soluciones mencionadas anteriormente, podría obtenerse un controlador que manejara muy bien tanto la dirección como la velocidad del coche. Los operadores de cruce más sencillos también pueden llegar a esta solución, pero tienen más probabilidades de seguir hacia otras regiones del espacio de búsqueda.

El operador de cruce que se propone está basado en la funcionalidad de los genes y, por tanto, es dependiente del dominio. En el caso de IGT, los genes de un cromosoma ( $a := (W_{Del}, W_{gEstimada}, W_{pEstimada}, W_{riesgoG}, W_{riesgoP})$ ) pueden clasificarse según su funcionalidad en cinco clases diferentes:

1. Genes que afectan a la capa deliberativa ( $W_{Del}$ )
2. Genes que afectan a los valores de las estimaciones de los resultados ( $W_{gEstimada}, W_{pEstimada}$ )
3. Genes que afectan a la estimación de los riesgos ( $W_{riesgoG}, W_{riesgoP}$ )
4. Genes que afectan a la evaluación de las pérdidas ( $W_{pEstimada}, W_{riesgoP}$ )
5. Genes que afectan a la evaluación de las ganancias ( $W_{gEstimada}, W_{riesgoG}$ )

Los operadores de cruce descritos en la Subsección 2.4.3.2 combinan cualquier conjunto de genes. La idea que apoya al operador de cruce específico propuesto es que un cromosoma puede comportarse bien porque tiene un buen conjunto de genes para una determinada característica de la solución y para mejorar su funcionamiento combina genes relacionados con otras características distintas. El operador de cruce propuesto elige aleatoriamente una de las cinco clases explicadas más arriba y, después, crea dos cromosomas nuevos mezclando sólo los genes que pertenecen a esa clase utilizando un método similar al cruce heurístico. Sean  $a_1 := (W_{Del}^1, W_{gEstimada}^1, W_{pEstimada}^1, W_{riesgoG}^1, W_{riesgoP}^1)$  y  $a_2 := (W_{Del}^2, W_{gEstimada}^2, W_{pEstimada}^2, W_{riesgoG}^2, W_{riesgoP}^2)$  los dos cromosomas seleccionados para cruzar,  $k$  un número aleatorio del intervalo  $[0, 1]$  y la aptitud de  $a_1$  mejor que la de  $a_2$ . Por

ejemplo, si la clase seleccionada aleatoriamente es la quinta (los genes que afectan a la capa deliberativa), entonces los dos nuevos cromosomas serían:

$$\begin{aligned} d_1 &:= (Y_{Del}, W_{gEstimada}^1, W_{pEstimada}^1, W_{riesgoG}^1, W_{riesgoP}^1) \\ d_2 &:= (Y_{Del}, W_{gEstimada}^2, W_{pEstimada}^2, W_{riesgoG}^2, W_{riesgoP}^2) \end{aligned} \quad (3.11)$$

donde

$$Y_{Del} = k \cdot (W_{Del}^1 - W_{Del}^2) + W_{Del}^1 \quad (3.12)$$

La hipótesis es que este operador funcionará mejor que los otros operadores independientes del dominio en el ajuste de los parámetros de MAIDEN-IGT porque está basado en la funcionalidad de los genes. Para demostrar esta hipótesis, a continuación se muestra un análisis de varios RCGAs que utilizan distintos operadores de mutación y de cruce.

La función de aptitud utilizada por los RCGAs tiene dos objetivos, como se ha explicado en la Sección 3.4.1. El primero está definido por el porcentaje de decisiones del modelo que coinciden con las del sujeto cuyo comportamiento quiere modelarse. El segundo objetivo está definido por la suma de las probabilidades de que el modelo elija la misma baraja que el sujeto en cada ronda.

Las características comunes a todos los RCGAs empleados son el número máximo de generaciones y el mecanismo de selección de la élite (los mejores cromosomas de cada generación). El número de generaciones se ha fijado en 300 para que los diferentes algoritmos tengan suficiente tiempo para converger a una solución. El mecanismo de selección de la élite escoge al mejor cromosoma y lo incluye directamente en la población de la nueva generación. Los RCGAs utilizados en este experimento se muestran en la tabla 3.2, señalando los tipos de operadores de cruce y mutación de cada uno de ellos, que fueron descritos en el Capítulo 2, Sección 2.4.3.

Algoritmos	Operador de Mutación	Operador de Cruce
RCGA1	Aleatorio	Simple
RCGA2	Aleatorio	Dos puntos
RCGA3	Aleatorio	Heurístico
RCGA4	Aleatorio	BLX- $\alpha$ ( $\alpha = 0.5$ )
RCGA5	Aleatorio	Aritmético
RCGA6	Aleatorio	Funcionalidad
RCGA7	No uniforme ( $\lambda = 1$ )	Simple
RCGA8	No uniforme ( $\lambda = 1$ )	Dos puntos
RCGA9	No uniforme ( $\lambda = 1$ )	Heurístico
RCGA10	No uniforme ( $\lambda = 1$ )	BLX- $\alpha$ ( $\alpha = 0.5$ )
RCGA11	No uniforme ( $\lambda = 1$ )	Aritmético
RCGA12	No uniforme ( $\lambda = 1$ )	Funcionalidad
RCGA13	No uniforme ( $\lambda = 2$ )	Simple
RCGA14	No uniforme ( $\lambda = 2$ )	Dos puntos
RCGA15	No uniforme ( $\lambda = 2$ )	Heurístico
RCGA16	No uniforme ( $\lambda = 2$ )	BLX- $\alpha$ ( $\alpha = 0.5$ )
RCGA17	No uniforme ( $\lambda = 2$ )	Aritmético
RCGA18	No uniforme ( $\lambda = 2$ )	Funcionalidad

**Tabla 3.2.** Algoritmos Genéticos de Codificación Real utilizados.

Las características relevantes de cada RCGA son el tamaño de la población ( $s$ ), la tasa de cruce ( $p_c$ ) y la tasa de mutación ( $p_m$ ). De acuerdo a (De Jong, 1975), la mejor configuración de un algoritmo genético utiliza una población de cincuenta o cien cromosomas, una tasa de mutación de 0.001 o 0.01 y una tasa de cruce de 0.6 o 0.8 (De Jong, 1975). Para comprobar qué RCGA y con qué combinación de características se obtienen los mejores

resultados se ejecutó cada posible algoritmo diez veces buscando ajustar el comportamiento de MAIDEN-IGT al comportamiento de cada uno de los cinco sujetos. La media de las diez ejecuciones, la desviación típica y el valor de aptitud de la mejor solución encontrada por cada RCGA para cada sujeto se muestran en las tablas del apéndice B.

Algoritmos	$s$ $p_m$ $p_c$	50	50	50	50	100	100	100	100
		0.01 0.6	0.001 0.6	0.01 0.8	0.001 0.8	0.01 0.6	0.001 0.6	0.01 0.8	0.001 0.8
RCGA1	E	0.6935	0.6910	0.6829	0.6735	0.6948	0.6923	0.7000	0.6950
	SD	0.1224	0.1267	0.1240	0.1279	0.1161	0.1178	0.1167	0.1197
RCGA2	E	0.6930	0.6854	0.6948	0.6883	0.7123	0.6962	0.7071	0.7002
	SD	0.1164	0.1167	0.1188	0.1213	0.1290	0.1175	0.1218	0.1202
RCGA3	E	0.6767	0.6542	0.6886	0.6599	0.6938	0.6777	0.6988	0.6782
	SD	0.1180	0.1317	0.1265	0.1298	0.1191	0.1225	0.1241	0.1161
RCGA4	E	0.6975	0.6762	0.6948	0.6774	0.7042	0.6920	0.7027	0.6930
	SD	0.1233	0.1230	0.1276	0.1232	0.1223	0.1287	0.1294	0.1215
RCGA5	E	0.6923	0.6816	0.6794	0.6809	0.6967	0.6948	0.6915	0.6849
	SD	0.1202	0.1197	0.1134	0.1145	0.1157	0.1204	0.1148	0.1136
RCGA6	E	0.7168	0.7001	0.7155	0.7036	0.7226	0.7104	<b>0.7245</b>	0.7177
	SD	0.1277	0.1186	0.1247	0.1206	0.1263	0.1248	0.1285	0.1255
RCGA7	E	0.6935	0.6851	0.6799	0.6764	0.7039	0.7039	0.6957	0.6948
	SD	0.1209	0.1239	0.1122	0.1195	0.1249	0.1272	0.1154	0.1149
RCGA8	E	0.6908	0.6901	0.6990	0.6953	0.7032	0.6997	0.7027	0.6995
	SD	0.1151	0.1290	0.1286	0.1183	0.1178	0.1210	0.1210	0.1159
RCGA9	E	0.6735	0.6517	0.6883	0.6415	0.6923	0.6878	0.6964	0.6794
	SD	0.1167	0.1276	0.1344	0.1306	0.1192	0.1181	0.1177	0.1227
RCGA10	E	0.6930	0.6819	0.6886	0.6678	0.7099	0.6975	0.7042	0.6950
	SD	0.1210	0.1296	0.1174	0.1315	0.1297	0.1185	0.1206	0.1258
RCGA11	E	0.6871	0.6665	0.6759	0.6633	0.6923	0.6923	0.6908	0.6913
	SD	0.1150	0.1227	0.1224	0.1258	0.1237	0.1210	0.1166	0.1237
RCGA12	E	0.7114	0.7053	0.7216	0.7140	0.7240	0.7186	0.7171	0.7191
	SD	0.1216	0.1222	0.1275	0.1273	0.1309	0.1274	0.1199	0.1249
RCGA13	E	0.7009	0.6851	0.6866	0.6807	0.7002	0.7019	0.6960	0.6943
	SD	0.1199	0.1209	0.1258	0.1194	0.1169	0.1195	0.1212	0.1220
RCGA14	E	0.6960	0.6839	0.6950	0.6755	0.6990	0.7034	0.6940	0.6896
	SD	0.1176	0.1239	0.1247	0.1159	0.1150	0.1208	0.1176	0.1191
RCGA15	E	0.6755	0.6631	0.6861	0.6717	0.6978	0.6816	0.6856	0.6861
	SD	0.1197	0.1220	0.1261	0.1189	0.1238	0.1235	0.1247	0.1256
RCGA16	E	0.6878	0.6799	0.6916	0.6797	0.7052	0.6948	0.6997	0.6988
	SD	0.1151	0.1297	0.1238	0.1263	0.1230	0.1254	0.1183	0.1237
RCGA17	E	0.6712	0.6703	0.6720	0.6623	0.6910	0.6906	0.6851	0.6797
	SD	0.1198	0.1137	0.1225	0.1389	0.1275	0.1245	0.1228	0.1240
RCGA18	E	0.7119	0.6953	0.7203	0.6974	0.7209	0.7155	0.7205	0.7155
	SD	0.1258	0.1149	0.1314	0.1206	0.1247	0.1294	0.1289	0.1256

**Tabla 3.3.** Media ( $E$ ) y desviación típica ( $SD$ ) de la media de los valores de la función de aptitud de diez ejecuciones de cada RCGA con diferentes configuraciones del tamaño de la población ( $s$ ), la tasa de mutación ( $p_m$ ) y la tasa de cruce ( $p_c$ ).

La tabla 3.3 recoge el promedio y la desviación típica de las medias calculadas para cada RCGA y cada participante mostradas en las tablas del apéndice B. Como muestra la tabla 3.3, el algoritmo que mejores resultados ha obtenido respecto a la media, RCGA6, utiliza el operador de mutación aleatorio, el operador de cruce basado en la funcionalidad de los genes, un tamaño de la población de 100, una tasa de mutación de 0.01 y una tasa de cruce de 0.8. Estos resultados apoyan la hipótesis de que el operador de cruce basado en la funcionalidad encuentra soluciones mejores que los otros operadores de cruce independientes del dominio.

### 3.4.1.3. Especificación de la estrategia evolutiva para MAIDEN-IGT

Una de las estrategias evolutivas más utilizadas se denomina CMA-ES. Esta estrategia evolutiva adapta la fuerza de mutación, la dirección hacia dónde el algoritmo tiene que continuar con la evolución e incluso la forma del espacio multidimensional considerado, que

está definida mediante la matriz de covarianza. Al contrario que los algoritmos genéticos, que se centran en los operadores de cruce, las estrategias evolutivas se especializan en los operadores de mutación. CMA-ES se basa en una mutación siguiendo una distribución normal determinada por la media  $m$  y la matriz de covarianza  $C$ .

En cada generación, CMA-ES crea una población de  $\lambda$  soluciones mediante la siguiente distribución normal:

$$x_i \sim N_i(m, \sigma^2 \cdot C) = m + \sigma \cdot N_i(0, C) \quad \text{para } i = 1, \dots, \lambda \quad (3.13)$$

En la expresión 3.13,  $m$  representa la media de las  $\mu$  mejores soluciones encontradas en la generación anterior,  $\sigma$  es la fuerza de mutación que controla la distancia en la distribución y  $C$  es la matriz de covarianza que fija la forma de la distribución. En la inicialización del algoritmo, se ha utilizado una solución aleatoria como  $m$ ,  $\sigma = 0.5$  y  $C = I$ . Estos tres parámetros se actualizan en cada generación siguiendo los siguientes pasos:

1. Se eligen las  $\mu$  mejores soluciones encontradas en la generación anterior y se aplica una recombinación intermedia ponderada, como muestra la expresión 3.14, para calcular un nuevo valor medio  $m$ . En la expresión 3.14,  $a_i$  representa la solución  $i$ -ésima de las  $\mu$  seleccionadas anteriormente.

$$m = m + \sigma \cdot a_{sel} \quad \text{donde } a_{sel} = \sum_{i=1}^{\mu} w_i \cdot a_i \quad (3.14)$$

2. Se calcula la acumulación de la matriz de covarianza mediante la expresión 3.15. Esta acumulación indica hacia dónde seguir con la evolución.

$$p_c = (1 - c_c) \cdot p_c + \sqrt{1 - (1 - c_c)^2} \cdot \sqrt{\mu_{eff}} \cdot a_{sel} \quad (3.15)$$

3. Se modifica la matriz de covarianza  $C$  de acuerdo con la expresión 3.16.

$$C = (1 - c_{cov}) \cdot C + c_{cov} \cdot \frac{1}{\mu_{cov}} \cdot p_c \cdot p_c^T + c_{cov} \cdot \left(1 - \frac{1}{\mu_{cov}}\right) \cdot Z \quad \text{donde } Z = \sum_{i=1}^{\mu} w_i \cdot a_i \cdot a_i^T \quad (3.16)$$

4. Se calcula la acumulación de  $\sigma$  con la expresión 3.17. Al igual que en la acumulación de la matriz de covarianza  $p_c$ , esta acumulación representa la dirección que tiene que seguir la evolución.

$$p_\sigma = (1 - c_\sigma) \cdot p_\sigma + \sqrt{1 - (1 - c_\sigma)^2} \cdot \sqrt{\mu_{eff}} \cdot C^{-\frac{1}{2}} \cdot a_{sel} \quad (3.17)$$

5. Se actualiza la fuerza de mutación  $\sigma$  mediante la expresión 3.18, donde  $I$  es la matriz identidad.

$$\sigma = \sigma \times \exp\left(\frac{c_\sigma}{d_\sigma} \cdot \left(\frac{\|p_\sigma\|}{E\|N(0, I)\|} - 1\right)\right) \quad (3.18)$$

El funcionamiento de CMA-ES está basado en los parámetros  $\lambda$ ,  $\mu$ ,  $w_{i \dots \mu}$ ,  $c_\sigma$ ,  $d_\sigma$ ,  $c_c$ ,  $\mu_{cov}$  y  $c_{cov}$ . Siendo  $n$  el número de variables que componen una solución, los valores de estos parámetros pueden establecerse por defecto para operar de forma óptima mediante las siguientes especificaciones (Hansen, 2006):

$$\lambda = 4 + [3 \cdot \ln n] \quad (3.19)$$

$$\mu = \left\lfloor \frac{\lambda}{2} \right\rfloor \quad (3.20)$$

$$w_i = \frac{\ln(\mu+1) - \ln i}{\sum_{j=1}^{\mu} (\ln(\mu+1) - \ln j)} \quad \text{for } i = 1, \dots, \mu \quad (3.21)$$

$$\sum_{i=1}^{\mu} w_i = 1 \quad (3.22)$$

$$\mu_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{\mu} w_i^2} \quad (3.23)$$

$$c_{\sigma} = \frac{\mu_{eff} + 2}{n + \mu_{eff} + 3} \quad (3.24)$$

$$d_{\sigma} = 1 + 2 \cdot \max \left( 0, \sqrt{\frac{\mu_{eff} - 1}{n + 1}} - 1 \right) + c_{\sigma} \quad (3.25)$$

$$c_c = \frac{4}{n + 4} \quad (3.26)$$

$$\mu_{cov} = \mu_{eff} \quad (3.27)$$

$$c_{cov} = \frac{1}{\mu_{cov}} \cdot \frac{2}{(n + \sqrt{2})^2} + \left( 1 - \frac{1}{\mu_{cov}} \right) \cdot \min \left( 1, \frac{2 \cdot \mu_{eff} - 1}{(n + \sqrt{2})^2 + \mu_{eff}} \right) \quad (3.28)$$

CMA-ES se convierte así en un algoritmo evolutivo complejo pero fácilmente configurable para manejar de forma óptima el problema de encontrar el mejor conjunto de pesos de MAIDEN-IGT para modelar el comportamiento de cada sujeto. Su funcionamiento puede resumirse en cuatro etapas: selección, recombinación, adaptación de la matriz de covarianza y adaptación de la fuerza de mutación.

Para estudiar el funcionamiento de esta estrategia evolutiva, se ha realizado la misma búsqueda empleada con los algoritmos genéticos utilizando CMA-ES configurado con tres tamaños de población distintos, los dos mencionados anteriormente (50 y 100) y, además, el establecido por defecto por el algoritmo (en este caso, 17). Nótese que, aunque no es necesario definir el tamaño de población  $\lambda$  ya que CMA-ES puede darle un valor por defecto, sí se puede forzar a que utilice un determinado valor. CMA-ES se ha ejecutado diez veces para cada sujeto con cada tamaño de población distinto. El número máximo de generaciones se ha fijado en 300, al igual que se hizo con los algoritmos evolutivos.

En la tabla 3.4 pueden observarse las medias de las diez ejecuciones de cada algoritmo para cada sujeto, así como el promedio de todas ellas (fila  $E$ ), su desviación típica (fila  $SD$ ) y el tiempo que tardan en realizar una generación (fila  $t$  (seg.)) en media (100 generaciones) en un Intel Core 2 Duo a 2.00 GHz y con 3 GB de RAM.

Como puede observarse en la fila  $E$  de la tabla 3.4, RCGA6 (operador de mutación aleatorio, operador de cruce basado en la funcionalidad de los genes, tasa de mutación de 0.01 y tasa de cruce de 0.8) con un tamaño de población de 100 obtiene una media de 0.7245, mientras que CMA-ES obtiene una media de 0.7252. Ambos valores de aptitud son cercanos y según la prueba estadística  $t$  de Student pareada no existe una diferencia significativa entre RCGA6 con un tamaño de población de 100 y CMA-ES con el mismo tamaño de

población ( $t(4) = 0.48$ ,  $p = 0.6551$ ). En cuanto al tiempo que tarda cada algoritmo en completar una generación, CMA-ES tarda 6.33 segundos, mientras que RCGA6 tarda 6.55.

Aunque no existe una diferencia estadísticamente significativa en los valores de aptitud, CMA-ES es más rápido y, además, está diseñado de forma que si los parámetros de MAIDEN-IGT sufrieran alguna modificación, su estructura de ejecución no se vería afectada. Al contrario de lo que pasaría con RCGA6, que está estrechamente ligado a la agrupación de pesos según su funcionalidad. Por estos motivos, se ha optado por utilizar el algoritmo evolutivo CMA-ES para estimar los valores de los parámetros de MAIDEN-IGT. Por tanto, queda definido un parámetro más de la arquitectura de MAIDEN-IGT: el algoritmo evolutivo que empleará MAIDEN-IGT en el proceso de modelado del comportamiento.

### 3.4.2. Análisis de la capa deliberativa

Una de las características neurofisiológicamente plausibles de MAIDEN es la estructura de dos caminos de la red de decisión. El siguiente experimento tiene como objetivo demostrar que los modelos de MAIDEN-IGT que utilizan la estructura dual de la red de decisión representan mejor el comportamiento humano que si utilizaran una red de decisión sin capa deliberativa. Para demostrar este hecho, se han comparado los modelos de los cinco sujetos construidos en la sección anterior utilizando CMA-ES y un tamaño de población de 100 y modelos construidos de la misma forma pero que emplean una red de decisión sin capa deliberativa.

La tabla 3.5 muestra los resultados obtenidos por los modelos de MAIDEN-IGT utilizando una red de decisión con y sin capa deliberativa. Las dos últimas filas de la tabla 3.5 representan la media ( $E$ ) y la desviación típica ( $SD$ ).

Como muestra la tabla 3.5, los valores de la función de aptitud de MAIDEN-IGT

Algoritmo	CMA-ES			RCGA6	
	17	50	100	50	100
$s$					
Sujeto 1001	0.5965	0.5965	0.5965	0.5941	0.5992
Sujeto 1002	0.8688	0.8688	0.8688	0.8689	0.8691
Sujeto 1003	0.6213	0.6336	0.6336	0.6287	0.6337
Sujeto 1004	0.6337	0.6463	0.6701	0.6563	0.6638
Sujeto 1005	0.8069	0.8193	0.8571	0.8292	0.8567
$E$	0.7054	0.7129	0.7252	0.7155	0.7245
$SD$	0.1235	0.1224	0.1285	0.1247	0.1285
$t$ (seg.)	1.11	3.13	6.33	3.30	6.55

**Tabla 3.4.** Media ( $E$ ) y desviación típica ( $SD$ ) de los valores de la función de aptitud de CMA-ES y RCGA6 con diferentes configuraciones del tamaño de la población y tiempo que tardan en realizar una generación ( $t$  (seg.)).

Sujetos	MAIDEN-IGT	MAIDEN-IGT
	con capa deliberativa	sin capa deliberativa
1001	0.5965	0.5470
1002	0.8688	0.8567
1003	0.6336	0.4233
1004	0.6701	0.4104
1005	0.8571	0.5718
<b>E</b>	0.7252	0.4381
<b>SD</b>	0.1285	0.1798

**Tabla 3.5.** Valor de la función de aptitud de MAIDEN-IGT utilizando una red de decisión con y sin capa deliberativa

utilizando una red de decisión sin los conceptos de la capa deliberativa son peores que utilizando la capa deliberativa y según la prueba *t* de Student pareada existen diferencias significativas ( $t(4) = 2.93, p < 0.05$ ). Estos resultados apoyan el uso de la estructura dual en la red de decisión neurofisiológicamente plausible propuesta en esta tesis.

### 3.4.3. Modelos computacionales sobre IGT relacionados

Actualmente existen varios modelos computacionales sobre IGT. Uno de ellos es el denominado GAGE (Wagar y Thagard, 2004), presentado en la Sección 2.3 del Capítulo 2. GAGE es neurofisiológicamente plausible ya que sus neuronas exhiben un comportamiento muy similar a las neuronas reales. Otra característica de GAGE al modelar IGT es que limita las alternativas a dos barajas en vez de cuatro (una baraja buena y otra mala). Los patrones de activación que se le presentan a GAGE como entrada representan una baraja buena o mala y un estado emocional positivo o negativo. GAGE representa diferentes áreas del cerebro que reciben como entrada la activación de otras regiones o un patrón externo y propagan su activación a otras regiones. En este modelo no existen dos rutas hasta la amígdala. Sin embargo, sí que existe un camino dual hasta el conjunto de neuronas que representan el núcleo accumbens (una ruta corteza prefrontal ventromedial - amígdala - núcleo accumbens y una ruta corteza prefrontal ventromedial - núcleo accumbens). Las decisiones de GAGE están determinadas directamente por la activación de algunas neuronas.

Otro modelo conexionista de IGT es el propuesto en (Levine, Mills, y Estrada, 2005). El funcionamiento de este modelo está definido por ecuaciones diferenciales no lineales y tiene en cuenta cuatro barajas distintas. El modelo de Levine está basado en una acumulación de ganancias y pérdidas de cada baraja y como consecuencia, no tiene en cuenta otra información acerca de las barajas. El modelo presenta varias regiones cerebrales interconectadas que muestran la existencia de dos rutas: una ruta directa desde el núcleo de la dopamina hasta el núcleo accumbens y una ruta indirecta núcleo de la dopamina - amígdala - núcleo accumbens. Las decisiones del modelo de Levine están definidas directamente por un conjunto de neuronas que representan a las alternativas.

Un estudio interesante sobre IGT es el presentado en (Yechiam y cols., 2005). El modelo utilizado en el estudio, denominado Modelo de Expectación - Valencia, está basado en la Teoría del Campo de la Decisión (Busemeyer y Townsend, 1993), que es una arquitectura basada en umbral. El Modelo de Expectación - Valencia tiene en cuenta cuatro barajas distintas y su funcionamiento está determinado por tres parámetros: el peso de las ganancias respecto a las pérdidas, la tasa con la que los pesos son ajustados y el grado con el que las decisiones están definidas por las puntuaciones calculadas por el modelo en vez de por variaciones aleatorias. De esta forma, el Modelo de Expectación - Valencia también omite información sobre las barajas que puede ser crítica para la decisión. Las decisiones se calculan utilizando una función que puntúa cada alternativa basándose en los tres parámetros mencionados anteriormente. El estudio analiza la aplicación del Modelo de Expectación - Valencia en el modelado de diez conjuntos de sujetos con diferentes enfermedades neuropsicológicas y analiza los valores de los parámetros que mejor ajustan el comportamiento del modelo al de estos grupos de sujetos. Los resultados mostraron que el comportamiento en IGT de sujetos con enfermedades neuropsicológicas podía modelarse con distintos valores de los parámetros asociados a diferentes aspectos psicológicos.

MAIDEN-IGT está basada en una arquitectura conexionista con funciones de activación y propagación sencillas. MAIDEN-IGT distingue las cuatro barajas y, así, dispone de cuatro alternativas diferentes. La entrada de MAIDEN-IGT representa las barajas con conocimiento específico sobre las decisiones pasadas como, por ejemplo, el número de cartas

elegidas de cada baraja. La estructura de MAIDEN-IGT es más sencilla que la de GAGE o la del modelo de Levine y utiliza conceptos generales en vez de conjuntos de neuronas. Además, MAIDEN-IGT utiliza una función de valor para puntuar cada posible alternativa basándose en la activación de los conceptos de la capa de salida.

### 3.5. Conclusión

Se ha propuesto una arquitectura genérica para construir modelos computacionales basados en el conocimiento, MAIDEN, que establece dos fases en el proceso de la toma de decisiones. En la primera fase, se realiza una estimación de las consecuencias de cada alternativa mediante una red de decisión, de acuerdo a evidencias psicológicas que sugieren que los seres humanos utilizan relaciones causales en el proceso de toma de decisiones (García-Retamero y Hoffrage, 2006). La segunda fase, de valoración de alternativas, está basada en evidencias psicológicas de la Teoría de la Perspectiva (Kahneman y Tversky, 1979) y evidencias neurofisiológicas (Glimcher, 2009). MAIDEN diferencia entre ganancias y pérdidas al igual que la Teoría de la Perspectiva. Los dos caminos de las conexiones de la red de decisión hasta la capa de salida corresponden a evidencias neurofisiológicas que apoyan la existencia de dos circuitos neuronales utilizados en el proceso de toma de decisiones (Damasio, 1994). Estos caminos hasta la capa de salida son mutuamente excluyentes de acuerdo a evidencias neurofisiológicas que muestran que cada uno de los circuitos neuronales reciben información de distintas áreas del cerebro (Romanski y LeDoux, 1992). MAIDEN se basa principalmente en el conocimiento adquirido con las experiencias pasadas, el conocimiento extraído del entorno y las relaciones que hay entre los conceptos que representan ambos conocimientos.

Se ha descrito el conocimiento específico que utiliza una especialización de MAIDEN, denominada MAIDEN-IGT, para emular el comportamiento humano en una tarea de toma de decisiones basada en la experiencia, IGT. Los conceptos de la red de decisión recogen información básica de la tarea de toma de decisiones: el número de cartas elegidas de cada baraja hasta la ronda actual y el número de cartas de cada baraja con cada resultado obtenido hasta la ronda actual.

Se ha establecido el algoritmo evolutivo CMA-ES para construir modelos basados en MAIDEN-IGT debido a su rapidez, flexibilidad y su capacidad para encontrar los mejores pesos que describen el comportamiento de un sujeto durante el modelado.

Además, se ha demostrado que la red de decisión produce mejores modelos si utiliza una estructura de dos caminos. Resultados que apoyan la utilización de la red de decisión propuesta en esta tesis.

El diseño de la red de decisión de MAIDEN-IGT, que determina los conceptos que aparecen en ella, es crítico para la hipótesis inicial de este trabajo de investigación, ya que las explicaciones de los sujetos derivarán de ese conocimiento. Si la explicación contiene un conocimiento, ese conocimiento ha de estar en la etapa de decisión y en las estructuras que la representan, es decir, en la red de decisión.



## Comparación de MAIDEN-IGT con otras teorías de toma de decisiones

*Si no es verdad, la prueba será un alivio;  
en el peor de los casos, no hará ningún daño.  
¡Si es verdad...! ¡Ah!, ahí está la amenaza.  
Sin embargo, cada amenaza debe ayudar a mi causa,  
pues en ella hay necesidad de creer.*

Bram Stocker, Drácula

**RESUMEN:** Este capítulo presenta una comparación entre varias teorías representativas de toma de decisiones y MAIDEN-IGT para comprobar si los modelos basados en MAIDEN-IGT se adaptan mejor al comportamiento humano.

### 4.1. Introducción

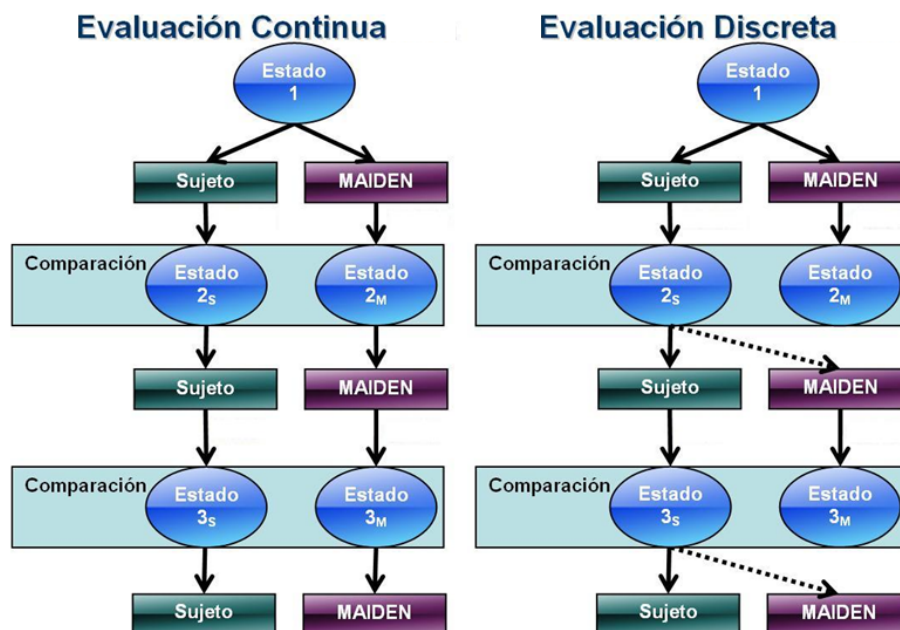
Uno de los aspectos más interesantes del modelado computacional cognitivo es la validación experimental, es decir, el problema de establecer si un modelo representa adecuadamente el proceso o procesos cognitivos que se están analizando (Fum y cols., 2007). La validación experimental se realiza habitualmente mediante la comparación de las predicciones de decisiones de diversos modelos en una misma tarea (Roberts y Pashler, 2000).

La arquitectura conexionista de esta tesis se ha aplicado a IGT, que pertenece a uno de los tipos de tareas más representativos dentro del ámbito de la toma de decisiones, las tareas basadas en la experiencia. Las tareas de este tipo requieren una serie de decisiones donde las consecuencias de una decisión influyen en el estado del mundo y, por tanto, en la siguiente decisión. En el campo de la toma de decisiones existen dos formas principales de medir experimentalmente el funcionamiento de un modelo. La primera mide la habilidad del modelo para tomar decisiones óptimas, que son las que producen los mejores resultados con respecto a una métrica bien definida como, por ejemplo, la ganancia en IGT. La segunda determina el nivel de adaptación del modelo respecto al comportamiento de un sujeto, es decir, la habilidad del modelo para tomar las mismas decisiones que un ser humano, independientemente de si éstas proporcionan los mejores resultados o no (Zucchini, 2000; Pitt y Myung, 2002; Shiffrin, Lee, Kim, y Wagenmakers, 2008).

Para validar la arquitectura propuesta, se ha optado por utilizar el segundo tipo de medida ya que el objetivo de esta tesis no busca el modelo que juega mejor u obtiene la mayor ganancia, sino el que mejor se adapta al sujeto.

El nivel de adaptación de un modelo al comportamiento humano en problemas de toma de decisiones puede calcularse, a su vez, de otras dos formas distintas, como muestra la figura 4.1. El primer método, denominado en esta tesis como evaluación continua, aplica el modelo a un estado inicial bien definido y luego deja que el modelo tome una secuencia de decisiones actualizando el estado según los resultados obtenidos por sus propias decisiones. Este método es muy apropiado para analizar cómo y qué aprende el sujeto con la tarea. A lo largo de la tarea, el sujeto irá aprendiendo más sobre ella y, por tanto, irá cambiando de estrategia para conseguir mejores resultados con sus decisiones. Así, la evaluación continua busca el modelo que mejor emule el aprendizaje humano durante una tarea de toma de decisiones y cuyo funcionamiento evoluciona de la manera más similar al comportamiento humano partiendo de un mismo estado inicial. Con la evaluación continua, si el modelo no toma la misma decisión que el sujeto estudiado en un determinado estado, ese error se acumulará a lo largo de la tarea. En este caso se produce un problema conceptual porque la evaluación continua en el punto de decisión discrepante estaría comparando dos decisiones tomadas desde distintos estados y, por supuesto, con un conocimiento disponible también diferente. El segundo método, denominado en esta tesis como evaluación discreta, aplica el modelo a una secuencia de estados de tal forma que cada vez que el modelo tiene que tomar una decisión, lo hace partiendo del mismo estado en el que la tomó el ser humano cuyo comportamiento quiere modelarse. La evaluación discreta se basa en pares (estado, decisión) donde cada estado  $x_t$  representa el conocimiento disponible para el sujeto antes de tomar una decisión  $a_t$  en el instante  $t$  y que depende de todas las decisiones anteriores tomadas por el sujeto hasta el momento, es decir, de la historia del sujeto hasta el instante  $t$ , denotada por  $h_t = ((x_0, a_0), (x_1, a_1), \dots, x_t)$ . Con esta evaluación, el modelo y el ser humano parten siempre en cada decisión del mismo estado, no sólo en la primera decisión como ocurre en la evaluación continua.

Esta tesis analiza modelos que emulan el comportamiento de un ser humano partiendo del mismo conocimiento en cada decisión. Por tanto, la validación de la arquitectura de MAIDEN-IGT se ha realizado utilizando la evaluación discreta. Para la comparación se



**Figura 4.1.** Esquema general de las evaluaciones continua (izquierda) y discreta (derecha) para medir el nivel de adaptación de un modelo al comportamiento humano.

han elegido las teorías normativas y descriptivas más representativas presentadas en la Sección 2.1.1.

Para realizar una comparación objetiva de MAIDEN-IGT y el resto de modelos basados en las teorías de la Sección 2.1.1, todos ellos van a disponer de la misma información básica: el número de cartas elegidas de cada baraja y el número de cartas de cada baraja con cada recompensa obtenida hasta la ronda actual. De esta forma, este diseño de MAIDEN-IGT, que ya ha sido descrito en la Sección 3.4 para elegir el método óptimo de modelado para MAIDEN-IGT, está limitado por la información común utilizada por los otros modelos:

- La capa de percepción contiene un único concepto que representa el número de cartas elegidas de la baraja que se está evaluando hasta la ronda actual. Esta información la proporciona el propio IGT.
- La capa de memoria de trabajo contiene conceptos que representan el número de cartas con cada ganancia (100€ y 50€) y cada pérdida (-25€, -50€, -75€, -150€, -200€, -250€, -300€, -350€ y -1250€) obtenidas con la baraja hasta la ronda actual.
- La capa de memoria a corto plazo no contiene ningún concepto.
- La capa deliberativa está compuesta por dos nodos que representan dos zonas de asociación del córtex.
- Por último, la capa de salida contiene los cuatro conceptos que definen la estimación: *gEstimada*, *pEstimada*, *riesgoG* y *riesgoP*.

Es importante destacar que la activación de los conceptos, al igual que las probabilidades en el caso de los otros modelos, pertenecientes a las capas de percepción y de memoria a corto plazo (que representan la entrada de MAIDEN-IGT) tienen que actualizarse en cada ronda dependiendo del resultado de las decisiones del sujeto hasta la ronda actual.

## 4.2. Experimento

En este estudio se han utilizado los datos recogidos en el experimento descrito en (Ahn y cols., 2008). En dicho experimento se utilizaron dos juegos de azar: IGT, comentado anteriormente en el Capítulo 3, y Juego de Azar de Soochow, (*Soochow Gambling Task*) (SGT) (Chiu y cols., 2008). Este último juego es muy parecido a IGT, diferenciándose únicamente en las cantidades proporcionadas por cada carta y su distribución. En SGT, las cartas muestran el resultado total resultante de las ganancias menos las pérdidas. La tabla 4.1 muestra la distribución de las cinco primeras cartas de cada baraja en SGT y la tabla 4.2 muestra la misma información para IGT. Al igual que en IGT, hay dos barajas (A y B) que provocan pérdidas de dinero y otras dos barajas (C y D) que producen ganancias a largo plazo. El objetivo del juego es exactamente el mismo que el de IGT, conseguir la mayor cantidad de dinero posible.

Desde un punto de vista estadístico, ambos juegos de azar pertenecen a la categoría de los problemas de los bandidos de  $k$ -brazos (*k-armed bandit problems*) donde  $k = 4$  (H. Robbins, 1952). En los problemas de los bandidos, un sujeto tiene que aprender cómo se comporta el entorno eligiendo acciones y experimentando las consecuencias de dichas acciones (Sutton y Barto, 1998). El comportamiento óptimo en dichos problemas depende de un compromiso entre la exploración de nuevos resultados y la explotación de los que ya son conocidos. Para descubrir la mejor opción, el sujeto tiene, primero, que probar las diferentes alternativas. Sin embargo, si el sujeto sólo dispone de un cierto número de rondas, el comportamiento óptimo consiste en dejar progresivamente la exploración y explotar la

opción que mejores resultados ha dado hasta el momento. En este contexto es óptimo el comportamiento que obtiene los mejores resultados.

#### 4.2.1. Método

En el estudio participaron treinta y seis sujetos (18 hombres y 18 mujeres, edad media = 22.0, rango = 18 - 33) del campus de Bloomington de la Universidad de Indiana. La mayoría de ellos (31 de 36) eran estudiantes. Se les pagó \$7 por hora y, además, recibieron más dinero de acuerdo a la puntuación final obtenida.

Antes de realizar la tarea, cada participante escuchó las instrucciones del juego que se leyeron en alto. Resumiendo, las instrucciones indicaban que los participantes tenían que elegir cartas de cuatro barajas, que todas las cartas les harían ganar cierta cantidad de dinero pero que también podrían perder otra cantidad y que su objetivo era el de conseguir la mayor cantidad de dinero posible. Los participantes asignados al grupo A realizaron

Baraja	Resultado	Valor esperado después de 10 rondas
A	100€ con una probabilidad de 0.8 -525€ con una probabilidad de 0.2	-250€
B	50€ con una probabilidad de 0.8 -325€ con una probabilidad de 0.2	-250€
C	525€ con una probabilidad de 0.2 -100€ con una probabilidad de 0.8	250€
D	325€ con una probabilidad de 0.2 -50€ con una probabilidad de 0.8	250€

**Tabla 4.1.** Resultados posibles de cada baraja en el Juego de Azar de Soochow.

Baraja	Ganancias	Pérdidas	Valor esperado después de 10 rondas
A	100€ con cada carta	-350€ con una probabilidad de 0.1 -300€ con una probabilidad de 0.1 -250€ con una probabilidad de 0.1 -200€ con una probabilidad de 0.1 -150€ con una probabilidad de 0.1	-250€
B	100€ con cada carta	-1250€ con una probabilidad de 0.1	-250€
C	50€ con cada carta	-25€ con una probabilidad de 0.1 -50€ con una probabilidad de 0.3 -75€ con una probabilidad de 0.1	250€
D	50€ con cada carta	-250€ con una probabilidad de 0.1	250€

**Tabla 4.2.** Ganancias y pérdidas posibles de cada baraja en el Juego de Azar de Iowa (IGT).

primero la tarea IGT y luego la tarea SGT. Los participantes del grupo B completaron las tareas en el orden inverso. Los participantes fueron agrupados aleatoriamente de forma que hubiera el mismo número de mujeres y de hombres en cada uno. Cada tarea duró 120 rondas.

Los participantes utilizaron versiones computacionales de ambos juegos, IGT y SGT. La posición de cada baraja y la distribución de las cartas se establecieron aleatoriamente para cada sujeto. En cada ronda, el juego correspondiente mostraba el resultado de la última decisión y el dinero acumulado hasta la ronda actual.

#### 4.2.2. Análisis

Este primer análisis se centra en el comportamiento de los sujetos durante IGT, que es el juego paradigma de esta tesis. No obstante, el comportamiento en SGT también se tendrá en cuenta en un análisis posterior.

Las teorías de la Sección 2.1.1, salvo la Teoría del Valor Esperado, contienen distintos parámetros que permiten construir modelos que representan el comportamiento de cada sujeto individualmente. Un modelo representa la especificación de una arquitectura para un determinado sujeto. El modelo basado en la Teoría de la Utilidad Esperada tiene un parámetro, los modelos basados en la Teoría de la Perspectiva y la Perspectiva Acumulativa tienen cinco parámetros cada uno, los modelos basados en la arquitectura de Ho tienen cuatro parámetros y los modelos de MAIDEN-IGT tienen ochenta posibles conexiones en la red de decisión. La tabla 4.3 muestra las distintas arquitecturas con sus parámetros.

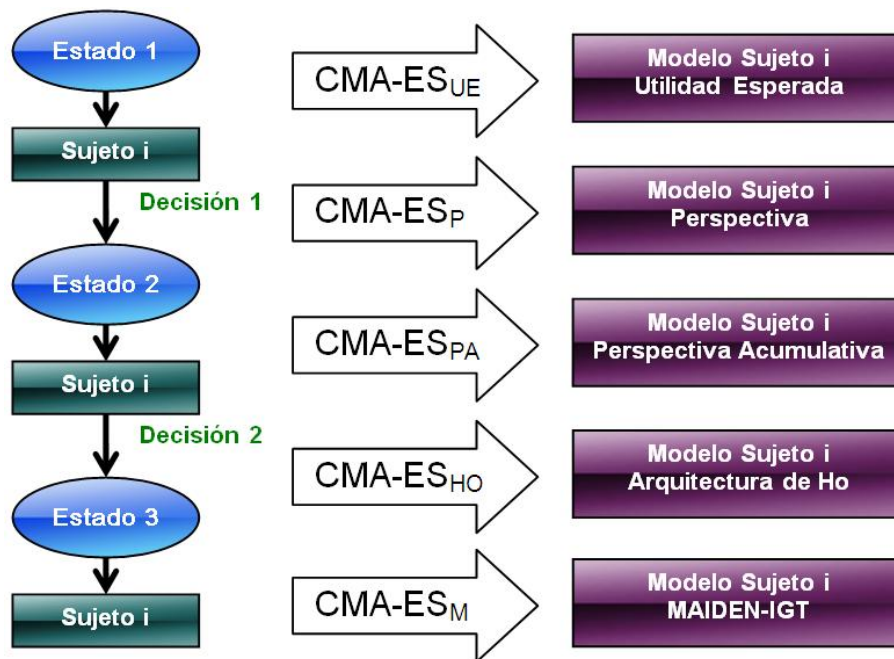
Arquitecturas	Funciones	Parámetros
Valor Esperado	-	-
Utilidad Esperada	$u(\cdot)$	$a$
Perspectiva	$v(\cdot), \pi(\cdot)$	$\alpha, \beta, \lambda, \delta, \gamma$
Perspectiva Acumulativa	$v(\cdot), \pi(\cdot), \pi_i$	$\alpha, \beta, \lambda, \delta, \gamma$
Arquitectura de Ho	$f(\cdot), h(\cdot)$	$Q, H, Q', H'$
MAIDEN-IGT	-	Pesos de las conexiones de la red de decisión

**Tabla 4.3.** Arquitecturas de toma de decisiones junto con sus funciones y parámetros característicos.

Los valores de estos parámetros pueden ajustarse para que el comportamiento del modelo se adapte al comportamiento del sujeto. Los valores de los parámetros característicos de cada modelo se han ajustado mediante CMA-ES (Hansen, 2006), que, como se ha comprobado anteriormente, es un tipo de algoritmo evolutivo muy útil cuando se exploran espacios de soluciones complejos.

Como muestra la tabla 4.3, la Teoría del Valor Esperado no contiene ningún parámetro, así que hay un único modelo para todos los sujetos. CMA-ES se ha aplicado para construir modelos adaptados a cada sujeto individualmente. Este algoritmo evolutivo asigna a cada solución o modelo, es decir, cada combinación de valores de los parámetros, un valor de la función de aptitud que, en este caso, es la suma ponderada de la proporción de predicciones correctas y la probabilidad de elegir la misma baraja que el sujeto (ecuación 3.9). Una predicción de una decisión es correcta si coincide con la decisión del sujeto que se está analizando dada la misma información acerca del entorno y las decisiones pasadas. El ajuste se basa en la predicción de un paso (*one-step-ahead prediction*), que examina la precisión del modelo en la predicción de la decisión de un sujeto en un determinado instante

dada la secuencia de decisiones tomadas por el sujeto y sus correspondientes resultados hasta ese momento. La solución con el mejor valor de la función de aptitud contiene los valores de los parámetros que mejor modelan el comportamiento del sujeto estudiado. La búsqueda finaliza cuando CMA-ES alcanza el número máximo de generaciones, que se ha fijado en 300. La figura 4.2 muestra el esquema que se ha seguido en el experimento para el comportamiento del sujeto 1, y que se ha repetido para el resto de participantes de este experimento.



**Figura 4.2.** Esquema general del modelado del comportamiento del sujeto *i* según las distintas arquitecturas.

### 4.2.3. Resultados

Como ya se ha explicado, IGT consiste en una secuencia de 120 decisiones. Diversas investigaciones psicológicas han demostrado que los sujetos toman las primeras veinte decisiones con un alto grado de aleatoriedad debido al escaso conocimiento que tienen acerca de la tarea (Bechara, Damasio, Tranel, y Damasio, 2005; Maia y McClelland, 2004; Persaud, McLeod, y Cowey, 2007). De esta manera, no tiene sentido modelar el comportamiento humano durante esta primera etapa de la tarea. Estas primeras veinte decisiones permiten a los modelos calcular las probabilidades de cada resultado dependiendo de las decisiones tomadas por el sujeto hasta el momento. CMA-ES se ha aplicado diez veces para cada participante y cada arquitectura o teoría. La comparación de los modelos se ha realizado con el valor de la función de aptitud de la mejor solución encontrada después de esas diez ejecuciones.

Los resultados se han dividido en dos grupos, A y B, dependiendo del orden de realización de los juegos IGT y SGT, aunque para el modelado sólo se han tenido en cuenta los datos de IGT.

La tabla 4.4 presenta en cada columna el mejor valor de la función de aptitud y, entre paréntesis, la media de los diez valores de la función de aptitud dados por CMA-ES en los participantes del grupo A. La segunda columna de la tabla 4.4 (Teoría del Valor Esperado)

no contiene ningún valor para la media porque CMA-ES no se aplicó en esa teoría. Por ejemplo, para el participante 2001 y la arquitectura de Ho, la tabla 4.4 muestra el valor de la función de aptitud de la mejor solución (0.41) y la media de los valores de la función de aptitud de las diez soluciones dadas por CMA-ES (0.310). Las dos últimas filas de la tabla 4.4 representan la media (E) de las mejores soluciones de los dieciocho participantes y sus desviaciones típicas (SD). La tabla 4.5 muestra la misma información pero en relación al grupo B (los participantes que realizaron primero SGT y luego IGT).

Sujeto	Valor Esperado	Utilidad Esperada	Teoría Perspectiva	Teoría Perspectiva Acumulativa	Arquitectura de Ho	MAIDEN IGT
2001	0.36	0.38 (0.170)	0.40 (0.395)	0.41 (0.401)	0.41 (0.310)	0.54 (0.483)
2002	0.36	0.41 (0.410)	0.52 (0.477)	0.54 (0.505)	0.28 (0.239)	0.54 (0.534)
2003	0.17	0.47 (0.470)	0.29 (0.258)	0.51 (0.510)	0.25 (0.245)	0.54 (0.520)
2004	0.10	0.32 (0.147)	0.47 (0.457)	0.48 (0.480)	0.34 (0.338)	0.52 (0.488)
2005	0.32	0.32 (0.294)	0.45 (0.450)	0.48 (0.459)	0.46 (0.338)	0.58 (0.530)
2006	0.47	0.08 (0.012)	0.76 (0.751)	0.76 (0.760)	0.28 (0.212)	0.80 (0.725)
2007	0.40	0.43 (0.430)	0.51 (0.509)	0.51 (0.508)	0.43 (0.423)	0.67 (0.614)
2008	0.22	0.53 (0.294)	0.53 (0.529)	0.53 (0.530)	0.53 (0.501)	0.62 (0.553)
2009	0.25	0.55 (0.485)	0.55 (0.550)	0.55 (0.550)	0.55 (0.549)	0.57 (0.544)
2010	0.42	0.74 (0.565)	0.74 (0.740)	0.74 (0.740)	0.74 (0.740)	0.76 (0.746)
2011	0.72	0.13 (0.130)	0.73 (0.730)	0.73 (0.730)	0.08 (0.080)	0.80 (0.785)
2012	0.36	0.40 (0.379)	0.42 (0.412)	0.44 (0.417)	0.38 (0.236)	0.54 (0.492)
2013	0.27	0.34 (0.163)	0.33 (0.330)	0.33 (0.330)	0.33 (0.324)	0.50 (0.481)
2014	0.53	0.55 (0.169)	0.60 (0.590)	0.56 (0.559)	0.55 (0.491)	0.56 (0.554)
2015	0.18	0.01 (0.010)	0.21 (0.174)	0.01 (0.010)	0.10 (0.080)	0.98 (0.980)
2016	0.31	0.25 (0.196)	0.66 (0.580)	0.66 (0.660)	0.26 (0.260)	0.81 (0.772)
2017	0.55	0.44 (0.440)	0.76 (0.749)	0.75 (0.746)	0.75 (0.564)	0.76 (0.742)
2018	0.35	0.35 (0.350)	0.54 (0.484)	0.53 (0.512)	0.35 (0.350)	0.61 (0.562)
<b>E</b>	0.352	0.372	0.526	0.529	0.393	0.650
<b>SD</b>	0.152	0.178	0.163	0.179	0.184	0.136

**Tabla 4.4.** Valor de la función de aptitud de la mejor solución y la media (entre paréntesis) de las diez ejecuciones de CMA-ES para cada participante del grupo A y cada arquitectura.

La correlación entre la secuencia de decisiones de la mejor solución y la secuencia de decisiones del sujeto durante las cien últimas rondas se ha utilizado también como una medida cuantitativa del funcionamiento del modelo. La correlación entre dos secuencias de decisiones se ha medido mediante el coeficiente V de Cramer (Rayward-Smith, 2007). La tabla 4.6 muestra el correspondiente coeficiente V de Cramer para cada participante del grupo A y cada arquitectura. Las dos últimas filas de la tabla 4.6 representan la media (E) y la desviación típica (SD). De forma análoga, la tabla 4.7 muestra la información del grupo B.

### 4.3. Discusión de los resultados

Los dos primeros modelos que implementan la Teoría del Valor Esperado y la Utilidad Esperada obtienen los peores resultados con respecto al valor de la función de aptitud. Este resultado es coherente con investigaciones previas que han demostrado que estas teorías no describen bien el comportamiento humano. El modelo basado en la Teoría de la Perspectiva Acumulativa tiene la segunda mejor media de los valores de la función de aptitud (tablas 4.4 y 4.5, columna 5). Esta evidencia apoya la consideración de esta teoría como una de las que mejor describen el comportamiento humano.

Como muestran las tablas 4.4 y 4.5, la media de los mejores valores de la función

de aptitud de MAIDEN-IGT es la más alta y comparando sus valores con la Teoría de la Perspectiva Acumulativa, que es la arquitectura con los valores de la función de aptitud más altos después de MAIDEN-IGT, según la prueba estadística t de Student pareada, existen diferencias significativas entre ambos ( $t(35) = 3.57, p < 0.01$ ). Con respecto a la correlación

Sujeto	Valor Esperado	Utilidad Esperada	Teoría Perspectiva	Teoría Perspectiva Acumulativa	Arquitectura de Ho	MAIDEN IGT
2019	0.56	0.33 (0.320)	0.60 (0.584)	0.57 (0.570)	0.29 (0.282)	0.73 (0.715)
2020	0.52	0.42 (0.419)	0.71 (0.709)	0.64 (0.604)	0.64 (0.608)	0.65 (0.599)
2021	0.50	0.45 (0.270)	0.56 (0.552)	0.56 (0.557)	0.52 (0.516)	0.67 (0.625)
2022	0.37	0.37 (0.242)	0.42 (0.417)	0.44 (0.424)	0.38 (0.374)	0.50 (0.406)
2023	0.37	0.33 (0.256)	0.43 (0.425)	0.51 (0.460)	0.36 (0.357)	0.51 (0.462)
2024	0.36	0.42 (0.420)	0.38 (0.367)	0.43 (0.419)	0.43 (0.411)	0.49 (0.417)
2025	0.85	0.01 (0.001)	0.86 (0.852)	0.85 (0.850)	0.10 (0.095)	0.91 (0.897)
2026	0.25	0.45 (0.405)	0.45 (0.449)	0.45 (0.448)	0.45 (0.434)	0.49 (0.485)
2027	0.16	0.40 (0.400)	0.43 (0.414)	0.41 (0.392)	0.39 (0.343)	0.53 (0.452)
2028	0.48	0.45 (0.450)	0.54 (0.511)	0.52 (0.512)	0.20 (0.200)	0.50 (0.487)
2029	0.20	0.19 (0.118)	0.82 (0.796)	0.80 (0.800)	0.19 (0.190)	0.90 (0.850)
2030	0.00	0.53 (0.159)	0.00 (0.000)	0.00 (0.000)	0.00 (0.000)	0.62 (0.546)
2031	0.10	0.23 (0.230)	0.25 (0.241)	0.24 (0.234)	0.10 (0.100)	0.79 (0.721)
2032	0.31	0.30 (0.300)	0.32 (0.320)	0.32 (0.320)	0.30 (0.270)	0.65 (0.585)
2033	0.27	0.27 (0.270)	0.35 (0.350)	0.37 (0.352)	0.28 (0.280)	0.54 (0.451)
2034	0.48	0.00 (0.000)	0.59 (0.565)	0.56 (0.560)	0.53 (0.530)	0.62 (0.566)
2035	0.23	0.22 (0.208)	0.42 (0.420)	0.42 (0.420)	0.26 (0.260)	0.45 (0.426)
2036	0.61	0.22 (0.610)	0.66 (0.648)	0.67 (0.658)	0.63 (0.614)	0.76 (0.696)
<b>E</b>	0.368	0.311	0.488	0.487	0.336	0.628
<b>SD</b>	0.206	0.147	0.207	0.197	0.181	0.142

**Tabla 4.5.** Valor de la función de aptitud de la mejor solución y la media (entre paréntesis) de las diez ejecuciones de CMA-ES para cada participante del grupo B y cada arquitectura.

Sujeto	Valor Esperado	Utilidad Esperada	Teoría Perspectiva	Teoría Perspectiva Acumulativa	Arquitectura de Ho	MAIDEN IGT
2001	0.0000	0.3696*	0.2450	0.2206	0.4023*	0.4285*
2002	0.0404	0.5051*	0.3385*	0.4643*	0.1134	0.7182*
2003	0.1201	0.2601	0.2479	0.0966	0.3185*	0.2806*
2004	0.2491	0.1432	0.3128*	0.3379*	0.2352	0.3070*
2005	0.2920*	0.2465	0.2920*	0.4052*	0.2688*	0.4446*
2006	0.4384*	0.4632*	0.6024	0.7546*	0.1934	0.5631*
2007	0.0000	0.3804*	0.3287*	0.3287*	0.3804*	0.5302*
2008	0.1407	0.0514	0.0514	0.0514	0.0514	0.3659*
2009	0.1723	0.2206	0.4236*	0.2121	0.2121	0.4340*
2010	0.0308	0.0583	0.0583	0.0583	0.0583	0.2218
2011	0.1849	0.2002	0.2002	0.2002	0.2002	0.1015
2012	0.0838	0.1206	0.1419	0.2217	0.0404	0.6074*
2013	0.1530	0.2502	0.3202*	0.3202*	0.3202*	0.4726*
2014	0.0361	0.0889	0.2569*	0.0574	0.0889	0.1868
2015	0.2076	0.1892	0.1892	0.0000	0.0316	0.0100
2016	0.2789*	0.5273*	0.5621*	0.5621*	0.3486*	0.7415*
2017	0.1512	0.1205	0.2303	0.1352	0.1352	0.2743*
2018	0.2145	0.2136	0.5361*	0.4415*	0.2137	0.5902*
<b>E</b>	0.155	0.245	0.297	0.270	0.201	0.404
<b>SD</b>	0.116	0.148	0.156	0.201	0.121	0.204

**Tabla 4.6.** Coeficiente V de Cramer de cada arquitectura y cada participante del grupo A. El \* muestra un análisis  $\chi^2$  con una significación estadística de  $p < 0.05$ .

entre las decisiones del modelo y de los sujetos, MAIDEN-IGT también obtiene los valores más altos, como muestran las tablas 4.6 y 4.7, y comparando sus valores con la Teoría de la Perspectiva Acumulativa, según la prueba estadística  $t$  de Student pareada, existen también diferencias estadísticamente significativas ( $t(35) = 3.61, p < 0.01$ ). MAIDEN-IGT tiene un valor del coeficiente  $V$  de Cramer mayor que 0.5 en catorce de los treinta y seis participantes y la media de todos ellos es también mayor de 0.4. Esto significa que existe una buena correlación entre las decisiones del modelo y de los sujetos.

El comportamiento del participante 2030 del grupo B es muy interesante porque cuatro de los seis modelos no acertaron en ninguna predicción (el modelo basado en la Teoría del Valor Esperado, la Arquitectura de Ho y los modelos basados en la Teoría de la Perspectiva y la Perspectiva Acumulativa). Este participante eligió durante toda la tarea sólo una carta de la baraja A y obtuvo un resultado de \$100 sin ninguna pérdida. A lo largo del juego, este participante eligió nueve cartas de la baraja B y obtuvo también resultados de \$100 sin ninguna pérdida. Sin embargo, en las otras ciento diez decisiones, eligió siempre cartas de las barajas C (sesenta y cuatro veces) y D (cuarenta y seis veces). Según estas decisiones y sus correspondientes resultados las barajas A y B tendrían una probabilidad de 1 de obtener \$100, es decir, sería un resultado seguro. De esta forma, según las predicciones de estos cuatro modelos, las dos barajas A y B tienen la misma puntuación, que es mayor que las puntuaciones de las barajas C y D y, así, sus predicciones siempre eligen la baraja A o B. Sólo el modelo basado en la Teoría de la Utilidad Esperada y MAIDEN-IGT consiguen predecir un comportamiento distinto.

El comportamiento del sujeto 2015 también es destacable porque eligió en todas las rondas la baraja C menos en una que eligió la baraja A. A pesar de que el número de decisiones correctas de MAIDEN-IGT es elevado (0.98), el coeficiente  $V$  de Cramer es pequeño (0.010) debido a la poca diversidad de las decisiones del sujeto 2015.

Nótese que la media de los valores de la función de aptitud obtenida por el modelo

Sujeto	Valor Esperado	Utilidad Esperada	Teoría Perspectiva	Teoría Perspectiva Acumulativa	Arquitectura de Ho	MAIDEN IGT
2019	0.3395*	0.3984*	0.5232*	0.4046*	0.4322*	0.5569*
2020	0.2064	0.4573*	0.6516*	1.0000*	1.0000*	0.7847*
2021	0.2872*	0.3251*	0.3258*	0.3258*	0.2261	0.5452*
2022	0.2824*	0.2304	0.3537*	0.3537*	0.3765*	0.3537*
2023	0.1077	0.3747*	0.3827*	0.4192*	0.2446	0.4065*
2024	0.0000	0.2715	0.2492	0.3416*	0.2824*	0.3685*
2025	0.5752*	0.6432*	0.5397*	0.5752*	0.4071*	0.6999*
2026	0.1771	0.3337*	0.3337*	0.3337*	0.3337*	0.5002*
2027	0.0000	0.3155*	0.2419	0.2076	0.1231	0.3553*
2028	0.1844	0.1308	0.3287*	0.3651*	0.2407	0.2056
2029	0.4147*	0.5646*	0.6302*	0.7190*	0.6655*	0.7024*
2030	0.0000	0.0927	0.0000	0.0000	0.0000	0.4084*
2031	0.1421	0.1421	0.2029	0.1581	0.1421	0.3354*
2032	0.1399	0.1054	0.1312	0.1312	0.1317	0.5836*
2033	0.0722	0.0444	0.2229	0.2174	0.1624	0.4613*
2034	0.1794	0.0000	0.3072*	0.1844	0.2569*	0.1844
2035	0.0362	0.1470	0.1491	0.1491	0.0741	0.2401
2036	0.4095*	0.3146*	0.4543*	0.5122*	0.2656*	0.5472*
<b>E</b>	0.197	0.272	0.335	0.355	0.298	0.458
<b>SD</b>	0.162	0.177	0.174	0.237	0.233	0.172

**Tabla 4.7.** Coeficiente  $V$  de Cramer de cada arquitectura y cada participante del grupo B. El \* muestra un análisis  $\chi^2$  con una significación estadística de  $p < 0.05$ .

basado en la Teoría de la Perspectiva Acumulativa es mayor que la obtenida por el modelo basado en la Teoría de la Perspectiva, por ejemplo, a pesar de que la media de las correlaciones es menor. Esto se debe al número de decisiones correctas obtenidas con respecto a cada baraja. Por ejemplo, un modelo puede obtener un alto número de decisiones correctas respecto a la baraja A y un número pequeño respecto a la baraja B, mientras que otro puede tener buenos resultados en ambas barajas y, por tanto, a pesar de tener un número menor de decisiones correctas, su correlación será mayor.

#### **4.4. Conclusión**

Los resultados experimentales obtenidos indican que los modelos basados en MAIDEN-IGT predicen mejor el comportamiento humano que otros modelos basados en teorías muy conocidas de toma de decisiones.

La metodología empleada en la comparación de los modelos se basa en la optimización de cada uno de ellos por medio de un algoritmo evolutivo (CMA-ES) para modelar individualmente el comportamiento de cada sujeto. El funcionamiento de un modelo se mide utilizando la secuencia de pares (estado, decisión) que representan el comportamiento de un sujeto durante la tarea.

La comparación de los modelos se ha realizado mediante el cálculo de la suma ponderada de la proporción de predicciones correctas, considerando que una decisión es correcta si coincide con la del sujeto, y la probabilidad de elegir la misma baraja que el sujeto. Además, se ha calculado también la correlación entre la secuencia de decisiones de cada modelo y la secuencia de decisiones del sujeto durante las cien últimas rondas utilizando el coeficiente V de Cramer. El comportamiento de los participantes 2030 y 2015 apoya la idea de que algunos sujetos utilizan en el proceso de toma de decisiones otra información además del número de cartas elegidas de cada baraja y el número de cartas con cada resultado.

Las limitaciones a las que se ha sometido a MAIDEN-IGT para la comparativa han hecho que la red de decisión contenga únicamente conocimiento básico acerca de cada baraja. MAIDEN-IGT es una arquitectura basada en el conocimiento y la elección de los conceptos que componen la red de decisión es un punto crítico en la construcción de modelos de comportamiento de los sujetos. El siguiente paso en este trabajo de investigación consiste en identificar nuevos conceptos para aumentar el conocimiento de la red de decisión.

## Validación experimental de los modelos basados en MAIDEN

*Las preguntas que no podemos contestar son las que más nos enseñan.  
Nos enseñan a pensar. Si le das a alguien una respuesta,  
lo único que obtiene es cierta información.  
Pero si le das una pregunta, él buscará sus propias respuestas.*

Patrick Rothfuss, El temor de un hombre sabio

**RESUMEN:** Este capítulo presenta una optimización de los conceptos de la red de decisión de MAIDEN-IGT, demuestra la utilidad de los modelos basados en ella como herramienta para estudiar individualmente el comportamiento humano, su eficacia para predecir decisiones y presenta la adaptación de MAIDEN a otra tarea de toma de decisiones distinta al Juego de Azar de Iowa.

### 5.1. Introducción

La arquitectura de MAIDEN-IGT presentada en el Capítulo 4 fue concebida para hacer un estudio comparativo objetivo entre los diferentes modelos expuestos de la teoría de la toma de decisiones en el Capítulo 2 y, como tal, fue provista de la misma información básica con la que podían tratar el resto de los modelos: el número de cartas escogidas de cada baraja hasta la ronda actual y el número de cartas de cada baraja con cada recompensa obtenida hasta la ronda actual. MAIDEN-IGT es una arquitectura basada en el conocimiento y, por tanto, la elección de los conceptos que componen la red de decisión es un punto crítico en la construcción de los modelos basados en ella. El primer objetivo de este capítulo es la optimización de los conceptos de la red de decisión para demostrar que el enfoque basado en el conocimiento mejora los resultados de los modelos. La optimización del conocimiento comienza identificando nuevos conceptos, a través de entrevistas a los participantes del juego, y comprobando que esto supone una mejora en el funcionamiento de los modelos subjetivos desde el punto de vista de la función de aptitud basada en el número de decisiones coincidentes y la probabilidad de elegir la misma baraja que el sujeto.

Una de las cuestiones más importantes en el modelado cognitivo es la validación, es decir, el problema de establecer si el modelo refleja adecuadamente los aspectos o procesos del sujeto que se está modelando. Por ello, el segundo objetivo de este capítulo es validar la utilidad de los modelos basados en MAIDEN-IGT como herramientas para describir el comportamiento individual de los sujetos.

El tercer objetivo de este capítulo es comprobar el potencial predictivo de los modelos de MAIDEN-IGT dentro de la misma tarea (IGT) y en tareas distintas (IGT y SGT).

Este capítulo tiene también por objetivo demostrar que MAIDEN puede adaptarse a otras tareas de toma de decisiones basadas en la experiencia en otro ámbito que no es el de los juegos de azar.

El análisis realizado en este capítulo utiliza los datos de los treinta y seis participantes del experimento descrito en la Sección 4.2 divididos en dos grupos, A y B, de dieciocho sujetos cada uno. En resumen, durante el experimento de la Sección 4.2 los participantes del grupo A realizaron primero IGT, que es una tarea de toma de decisiones donde el sujeto tiene que elegir una carta de entre cuatro barajas distintas etiquetadas como A, B, C y D durante un número limitado de rondas. El objetivo del juego es conseguir la mayor cantidad de dinero posible. Posteriormente, los sujetos realizaron SGT, que es una tarea similar a IGT donde las barajas siguen el mismo patrón pero con cartas que poseen resultados diferentes a los de IGT. Los participantes del grupo B realizaron los juegos en orden inverso.

## 5.2. Optimización de los conceptos de la red de decisión

Con la información básica utilizada por los modelos expuestos en la Sección 2.1.1, la red de decisión de MAIDEN-IGT contiene los siguientes conceptos en las capas inferiores:

- Capa de percepción
  - El número de cartas escogidas de la baraja
- Capa de memoria de trabajo
  - El número de cartas con \$100
  - El número de cartas con \$50
  - El número de cartas con -\$25
  - El número de cartas con -\$50
  - El número de cartas con -\$75
  - El número de cartas con -\$150
  - El número de cartas con -\$200
  - El número de cartas con -\$250
  - El número de cartas con -\$300
  - El número de cartas con -\$350
  - El número de cartas con -\$1250

La capa deliberativa está compuesta por dos zonas de asociación de conceptos de las capas inferiores. La capa de salida contiene los cuatro conceptos que definen la estimación necesaria para la función de valor: *gEstimada*, *pEstimada*, *riesgoG* y *riesgoP*.

MAIDEN es un modelo basado en el conocimiento y, así, si los conceptos de la red de decisión cambian, entonces su comportamiento también debería hacerlo. La hipótesis implícita en esta optimización es que si los conceptos de la red de decisión de MAIDEN-IGT representan mejor el conocimiento de los sujetos, entonces los modelos basados en esta arquitectura representarán mejor el comportamiento de los sujetos en términos de la función de aptitud.

Para probar esta hipótesis se realizó un experimento similar al de la Sección 4.2 con la única diferencia de que esta vez IGT utilizaba dinero ficticio. Varios trabajos sobre IGT han demostrado que no existen diferencias significativas entre el comportamiento de sujetos que realizan la tarea con dinero ficticio y sujetos que realizan el juego con dinero real (Bechara y cols., 2000; Bowman y Turnbull, 2003). El objetivo de este experimento fue el de extraer el conocimiento que utilizan los participantes para tomar decisiones durante la tarea y, así, disponerlo en la red de decisión para comprobar si modela adecuadamente su comportamiento.

### 5.2.1. Método

Realizaron IGT cinco participantes (3 hombres y 2 mujeres, edad media = 24.6, rango = 21 - 28) de la Universidad Complutense de Madrid. Tres de ellos eran estudiantes y dos eran ingenieros. No se les dio ningún incentivo económico.

Antes de realizar la tarea, cada participante leyó las instrucciones del juego que se le mostraron por pantalla. Resumiendo, las instrucciones indicaban que los participantes debían elegir cartas de cuatro barajas, que todas las cartas les harían ganar cierta cantidad de dinero pero que también algunas les harían perder otra cantidad, que su objetivo era el de conseguir la mayor cantidad de dinero posible durante 100 rondas, que disponían de una cantidad de dinero inicial y que podían elegir cartas de cada baraja libremente. Las instrucciones del juego están recogidas en el apéndice C.

Después de realizar la tarea, cada participante fue entrevistado para que explicara la estrategia o estrategias que había seguido durante el juego.

Se diseñó una red de decisión con conceptos extraídos de las entrevistas de los participantes. Por último, se modeló individualmente el comportamiento de los treinta y seis sujetos que participaron en el experimento de la Sección 4.2 para probar la hipótesis de que los modelos basados en la nueva red de decisión obtendrían mejores valores de la función de aptitud.

### 5.2.2. Resultados

Los resultados obtenidos pueden dividirse en dos partes: los conceptos extraídos de las entrevistas y el modelado del comportamiento de los sujetos.

#### 5.2.2.1. Conceptos extraídos de las entrevistas

El participante con identificador 3001 explicó que había clasificado las cuatro barajas con respecto a sus pérdidas, sus ganancias y sus frecuencias de aparición. El participante 3001 describió su estrategia como una acumulación de dinero eligiendo la baraja que tenía las pérdidas más bajas hasta conseguir suficiente para arriesgarse a coger cartas de las barajas con mayores ganancias y mayores pérdidas. Según esta explicación, este participante utilizaba una estrategia de búsqueda de riesgo (Kahneman y Tversky, 1984) cuando tenía suficiente dinero para asumir una pérdida grande en caso de que ésta ocurriese. Como mostró la entrevista, las decisiones del participante 3001 se basaron principalmente en el dinero acumulado, que es un concepto que MAIDEN-IGT puede utilizar dentro de la red de decisión pero que el resto de modelos de la Sección 2.1.1 no pueden utilizar de una manera sencilla.

El participante 3002 explicó durante la entrevista que había encontrado una baraja mejor que el resto porque daba pérdidas con poca frecuencia y, aunque la ganancia de cada carta era pequeña, se compensaban con la ganancia acumulada por las cartas de dicha baraja. Estas explicaciones demuestran que basó sus decisiones en la baraja que

tenía la frecuencia de pérdidas menor y una pérdida asumible. Este hecho es coherente con los axiomas de la Teoría de la Perspectiva, que apoyan la idea de que las pérdidas tienen un impacto mayor que las ganancias en el proceso de toma de decisiones. El participante 3002 expresó que cuando había tomado muchas cartas de una misma baraja, escogía carta de otra baraja distinta para ver qué resultado obtenía a modo de exploración y volvía a escoger otra vez de la baraja anterior.

El participante 3003 no prestó mucha atención durante la tarea y al final del juego explicó que sus decisiones se habían basado en las barajas con las ganancias más altas, a pesar de que las pérdidas eran también mayores. El participante 3003 justificó sus decisiones argumentando que las pérdidas tenían una frecuencia baja y que necesitaba recuperar el dinero perdido.

El participante 3004 expresó al final del juego que había intentado averiguar alguna regla que le indicara el número de cartas con ganancias previas a una pérdida y en qué baraja. Esta búsqueda de una especie de regla pudo dar lugar a algunas decisiones basadas en un conocimiento que los modelos del experimento de la Sección 4.2 no tuvieron en cuenta.

El participante 3005 describió su estrategia como una elección de cartas de una baraja hasta que obtenía una pérdida, caso en el que cambiaba a otra baraja y repetía el proceso. Según comentó, a veces escogía cartas de una baraja simplemente por el hecho de que hacía mucho tiempo que no la había elegido. A partir de las explicaciones del participante 3005, puede inferirse que la red de decisión debe tener nuevos conceptos que representen el resultado de la decisión anterior y el número de rondas desde el que no se ha elegido cada baraja.

Con la información extraída de las entrevistas a los participantes de este experimento, se diseñó la red de decisión mostrada en la figura 5.1 y que contiene los siguientes conceptos en las capas inferiores:

- Capa de percepción
  - La ronda actual
  - El dinero acumulado
  - Si el último resultado ha sido positivo
  - Si el último resultado ha sido negativo
  - Si el dinero acumulado es superior a 2000
  - Si el dinero acumulado es inferior a 2000
  - Si el dinero acumulado es superior al récord
  - El número de cartas escogidas de la baraja
- Capa de memoria a corto plazo
  - El valor del mejor resultado obtenido con la baraja
  - El valor del peor resultado obtenido con la baraja
  - Si la última carta escogida de esta baraja ha dado pérdidas
  - Si la última carta escogida de esta baraja ha dado ganancias
- Capa de memoria de trabajo
  - La frecuencia de aparición de ganancias en esta baraja
  - La frecuencia de aparición de pérdidas en esta baraja

- El número de rondas superadas
- El número de cartas con ganancias escogidas de la baraja correspondiente
- El número de cartas con pérdidas escogidas de la baraja
- El número de rondas sin elegir la baraja
- El dinero acumulado con las cartas escogidas de la baraja
- Las pérdidas acumuladas con esta baraja

Todos estos conceptos contienen información de las decisiones realizadas por un sujeto hasta el momento. El concepto que representa *el número de cartas escogidas de la baraja* es el único concepto de las capas inferiores que aparece también en la red de decisión de MAIDEN-IGT para la comparativa realizada en el Capítulo 4. El resto de conceptos son nuevos. La capa deliberativa y la capa de salida son idénticas en las dos versiones de MAIDEN-IGT.

### 5.2.2.2. Modelado del comportamiento

La nueva red de decisión de MAIDEN-IGT se ha utilizado para modelar las decisiones de los mismos treinta y seis sujetos del experimento de la Sección 4.2. Las tablas 5.1 y 5.2 muestran los resultados obtenidos con MAIDEN-IGT en los grupos de participantes A y B, respectivamente, utilizando la red de decisión previa, presentada en la Sección 4.2, y la red

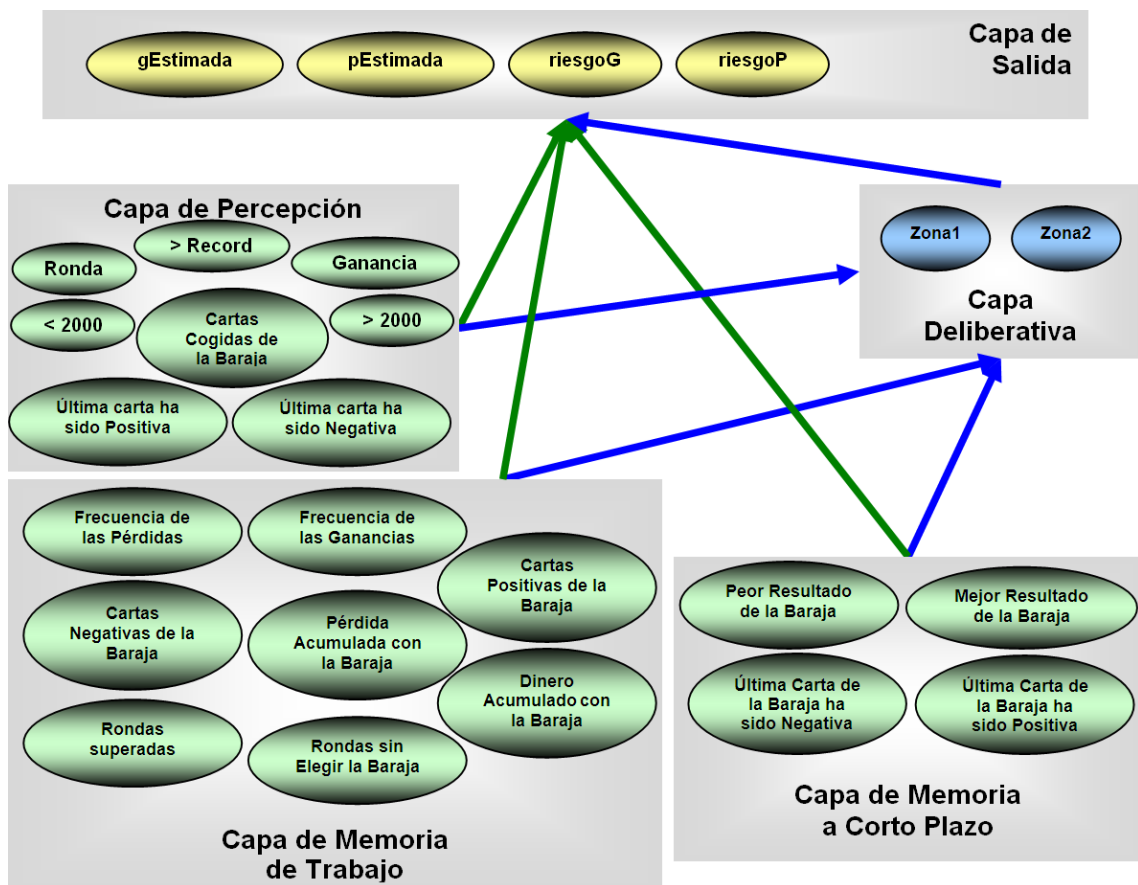


Figura 5.1. Esquema de la nueva red de decisión de MAIDEN-IGT con los conceptos extraídos de las entrevistas.

de decisión con los nuevos conceptos. La función de aptitud utilizada para medir el ajuste del comportamiento del modelo al del sujeto consiste en la suma ponderada del número de decisiones coincidentes y la probabilidad de elegir la misma baraja que el sujeto (función descrita en la Sección 3.4.1). Las dos últimas filas de ambas tablas recogen la media (E) y la desviación típica (SD).

	MAIDEN-IGT (red previa)		MAIDEN-IGT (red nueva)	
	Aptitud	Correlación	Aptitud	Correlación
2001	0.54 (0.483)	0.4285*	0.57 (0.529)	0.5990*
2002	0.54 (0.534)	0.7182*	0.76 (0.753)	0.6365*
2003	0.54 (0.520)	0.2806*	0.63 (0.600)	0.4394*
2004	0.52 (0.488)	0.3070*	0.59 (0.495)	0.4853*
2005	0.58 (0.530)	0.4446*	0.69 (0.604)	0.6174*
2006	0.80 (0.725)	0.5631*	0.83 (0.793)	0.6676*
2007	0.67 (0.614)	0.5302*	0.67 (0.584)	0.4806*
2008	0.62 (0.553)	0.3659*	0.62 (0.590)	0.4017*
2009	0.57 (0.544)	0.4340*	0.58 (0.558)	0.6715*
2010	0.76 (0.746)	0.2218	0.79 (0.774)	0.3536*
2011	0.80 (0.785)	0.1015	0.85 (0.813)	0.4900*
2012	0.54 (0.492)	0.6074*	0.73 (0.627)	0.6779*
2013	0.50 (0.481)	0.4726*	0.56 (0.469)	0.4384*
2014	0.56 (0.554)	0.1868	0.68 (0.601)	0.4511*
2015	0.98 (0.980)	0.0100	0.98 (0.980)	0.0100
2016	0.81 (0.772)	0.7415*	0.89 (0.827)	0.6227*
2017	0.76 (0.742)	0.2743*	0.86 (0.819)	0.7680*
2018	0.61 (0.562)	0.5902*	0.69 (0.643)	0.5661*
<b>E</b>	0.650	0.404	0.720	0.521
<b>SD</b>	0.136	0.204	0.124	0.171

**Tabla 5.1.** Correlación V de Cramer y valor de la función de aptitud de la mejor solución y la media (entre paréntesis) de las soluciones obtenidas después de ejecutar diez veces CMA-ES para cada participante del grupo A y cada versión de la red de decisión de MAIDEN-IGT. El \* muestra un análisis  $\chi^2$  con una significación estadística de  $p < 0.05$ .

Las tablas 5.1 y 5.2 del grupo A y del grupo B respectivamente muestran también la correlación según el coeficiente V de Cramer y el valor de la función de aptitud de la mejor red solución y la media (entre paréntesis) de las redes obtenidas después de ejecutar diez veces CMA-ES para cada participante y cada versión de la red de decisión de MAIDEN-IGT. El símbolo \* muestra un análisis  $\chi^2$  con una significación estadística de  $p < 0.05$ .

Los resultados obtenidos con la red nueva son mejores al ampliar el conocimiento de MAIDEN-IGT con los conceptos extraídos de las entrevistas. Según la prueba estadística t de Student pareada existe una diferencia estadísticamente significativa entre los valores de la función de aptitud ( $t(35) = 4.30$ ,  $p < 0.001$ ). También existe una diferencia estadísticamente significativa en los valores del coeficiente V de Cramer según la misma prueba estadística ( $t(35) = 4.43$ ,  $p < 0.001$ ). Estos resultados apoyan la hipótesis de que utilizando los conceptos relevantes extraídos de las entrevistas mejora el funcionamiento de MAIDEN-IGT en cuanto al modelado de las decisiones humanas.

### 5.3. Estudio del comportamiento humano a través del modelo

MAIDEN-IGT ha sido diseñado bajo el marco de las teorías descriptivas de la toma de decisiones, es decir, estudia cómo los sujetos toman realmente las decisiones, tengan un resultado positivo o negativo. Según (Saaty y Shih, 2009), los seres humanos emplean

estructuras que representan el conocimiento utilizado para resolver tareas de toma de decisiones. El contenido de estas estructuras puede variar, para distintos tipos de problemas, de una persona a otra en el mismo problema e incluso con la misma persona en el mismo problema a lo largo del tiempo, porque su conocimiento puede ser diferente en cada instante. La dinámica de IGT se caracteriza por una acumulación de conocimiento a medida que se suceden las rondas, por tanto, es lógico pensar que la red de decisión, contenedora de dicho conocimiento, no permanece estática a lo largo del juego.

En los capítulos anteriores, los modelos se ajustaban a cada sujeto desde la decisión 20 hasta la decisión 120 y en el caso de MAIDEN-IGT se obtenía una sola red para cada participante. Para estudiar el comportamiento de los sujetos en este estudio, se ha optado por dividir IGT en seis bloques de veinte decisiones consecutivas cada uno [20 - 40], [40 - 60], [60 - 80], [80 - 100] y [100 - 120], como describe el trabajo presentado en (Bechara y cols., 1994) para estudiar la evolución del aprendizaje de los participantes, y buscar con la ayuda de CMA-ES la red que modele mejor el comportamiento del sujeto en cada bloque y todos los anteriores (excluyendo siempre el primer bloque de veinte decisiones porque el sujeto todavía no tiene conocimiento suficiente acerca de la tarea). Es decir, el comportamiento del sujeto va a estar descrito por cinco modelos MAIDEN-IGT, uno para cada tramo de decisiones a lo largo del juego.

A continuación, y con el objetivo de estudiar el comportamiento humano durante el juego, se analiza la evolución del conocimiento de los sujetos mediante dos medidas distintas. Primero, se analiza la evolución de las redes de decisión características de cada sujeto a lo largo de los bloques de IGT. Segundo, se muestra la evolución de la puntuación total, que, como se comentó en el Capítulo 3, Sección 3.4.1, es una medida que se utiliza para analizar si el sujeto ha aprendido la dinámica de IGT, de cada sujeto en cada bloque. En esta sección se han empleado únicamente los datos correspondientes a IGT.

	MAIDEN-IGT (red previa)		MAIDEN-IGT (red nueva)	
	Aptitud	Correlación	Aptitud	Correlación
2019	0.73 (0.715)	0.5569*	0.74 (0.630)	0.5446*
2020	0.65 (0.599)	0.7847*	0.82 (0.800)	0.7309*
2021	0.67 (0.625)	0.5452*	0.71 (0.682)	0.5063*
2022	0.50 (0.406)	0.3537*	0.65 (0.516)	0.5223*
2023	0.51 (0.462)	0.4065*	0.57 (0.442)	0.4379*
2024	0.49 (0.417)	0.3685*	0.57 (0.533)	0.4222*
2025	0.91 (0.897)	0.6999*	0.92 (0.911)	0.6882*
2026	0.49 (0.485)	0.5002*	0.55 (0.523)	0.5619*
2027	0.53 (0.452)	0.3553*	0.55 (0.483)	0.3797*
2028	0.50 (0.487)	0.2056	0.55 (0.528)	0.4150*
2029	0.90 (0.850)	0.7024*	0.83 (0.815)	0.8417*
2030	0.62 (0.546)	0.4084*	0.70 (0.579)	0.5023*
2031	0.79 (0.721)	0.3354*	0.83 (0.786)	0.6916*
2032	0.65 (0.585)	0.5836*	0.69 (0.654)	0.6062*
2033	0.54 (0.451)	0.4613*	0.61 (0.526)	0.4975*
2034	0.62 (0.566)	0.1844	0.66 (0.590)	0.4139*
2035	0.45 (0.426)	0.2401	0.54 (0.492)	0.3171*
2036	0.76 (0.696)	0.5472*	0.77 (0.652)	0.6884*
<b>E</b>	0.628	0.458	0.681	0.543
<b>SD</b>	0.142	0.172	0.118	0.140

**Tabla 5.2.** Correlación  $V$  de Cramer y valor de la función de aptitud de la mejor solución y la media (entre paréntesis) de las soluciones obtenidas después de ejecutar diez veces CMA-ES para cada participante del grupo B y cada versión de la red de decisión de MAIDEN-IGT. El \* muestra un análisis  $\chi^2$  con una significación estadística de  $p < 0.05$ .

### 5.3.1. Evolución de las redes de decisión

Se han modelado cinco redes de decisión (20 - 40), (20 - 60), (20 - 80), (20 - 100) y (20 - 120) para cada sujeto. Con el objeto de estudiar la evolución de la red de decisión, la mejor red solución encontrada por CMA-ES en un conjunto de bloques de decisiones anterior se añade a la población inicial, generada aleatoriamente por el algoritmo, para buscar la mejor solución del siguiente conjunto de decisiones. Por ejemplo, cuando el algoritmo inicia la búsqueda de la mejor red de decisión que modela las decisiones desde la veinte hasta la ochenta, en la población inicial añade la mejor red encontrada para las decisiones desde la veinte hasta la sesenta. El resto del algoritmo evolutivo funciona del mismo modo al descrito en el Capítulo 4. La evolución de las redes se puede cuantificar mediante el Error Cuadrático Medio, (*Root Mean Square Error*) (RMSE), que obtiene la variación de los pesos entre dos redes de decisión y que se calcula mediante la siguiente expresión:

$$RMSE(Red1, Red2) = \frac{\sum_{i=0}^M (w_i^{Red1} - w_i^{Red2})^2}{M} \quad (5.1)$$

En la expresión 5.1,  $M$  representa el número total de conexiones en la red de decisión incluyendo las nulas,  $w_i^{Red1}$  es el peso de la  $i$ -ésima conexión de la primera red de decisión que quiere compararse y  $w_i^{Red2}$  el peso de la  $i$ -ésima conexión de la segunda red.

Las tablas 5.3 y 5.4 muestran el RMSE existente entre las distintas redes de decisión características de los sujetos de los grupos A y B, respectivamente. La última fila (E) muestra la media de los resultados. Así, la primera columna muestra el RMSE entre la red (20 - 40) y la red (20 - 60), la segunda columna entre la red (20 - 60) y la red (20 - 80) y así, sucesivamente, hasta las redes (20 - 100) y (20 - 120).

Sujetos	Red (20 - 40) Red (20 - 60)	Red (20 - 60) Red (20 - 80)	Red (20 - 80) Red (20 - 100)	Red (20 - 100) Red (20 - 120)
2001	0.80	0.73	0.80	0.33
2002	0.38	0.37	0.89	0.13
2003	0.76	0.76	0.79	0.84
2004	0.00	0.81	0.20	0.07
2005	0.77	0.80	0.36	0.07
2006	0.79	0.26	0.25	0.78
2007	0.29	0.51	0.32	0.71
2008	0.78	0.39	0.37	0.78
2009	0.53	0.77	0.54	0.32
2010	0.79	0.80	0.46	0.71
2011	0.74	0.20	0.34	0.00
2012	0.50	0.70	0.35	0.72
2013	0.35	0.19	0.03	0.00
2014	0.44	0.84	0.18	0.18
2015	0.82	0.20	0.88	0.62
2016	0.35	0.92	0.44	0.12
2017	0.58	0.84	0.32	0.37
2018	0.76	0.21	0.87	0.90
E	0.579	0.572	0.466	0.425
SD	0.237	0.273	0.268	0.327

**Tabla 5.3.** Error cuadrático medio (RMSE) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento de cada sujeto del grupo A.

Como muestra la tabla 5.3, el RMSE de las redes tiende a disminuir a medida que se tienen en cuenta más decisiones en el modelado del grupo A. De forma general, los sujetos adquieren más conocimiento nuevo al principio del juego, de ahí, el RMSE más elevado (0.579 en el grupo A y 0.573 en el grupo B). En el caso del grupo B, la media del RMSE disminuye para luego aumentar y, finalmente, volver a disminuir como muestra la

tabla 5.4. Este hecho puede deberse a que los participantes del grupo B jugaron primero al juego SGT adquiriendo cierto conocimiento para luego abordar el juego IGT, que es el juego paradigma de este estudio, y que sugiere un conocimiento ligeramente distinto.

### 5.3.2. Evolución de la puntuación total

Recordemos que en el juego IGT, cada carta tiene asociado un valor positivo que representa una ganancia de dinero pero también puede tener un número negativo que representa una pérdida. Las barajas A y B, consideradas como barajas desfavorables, siempre proporcionan una ganancia alta por carta (100€), pero también contienen cartas con unas pérdidas altas (hasta -1250€). Las otras dos barajas, C y D, contienen cartas con ganancias bajas (50€), pero también contienen cartas con pérdidas bajas (hasta -250€) y, por tanto, se consideran barajas favorables. La distribución de las posibles ganancias y pérdidas son datos que el sujeto desconoce antes de realizar la tarea. IGT se diseñó especialmente para estudiar si los sujetos aprendían la dinámica del juego y se escogió una medida (Bechara y cols., 1994), denominada puntuación total, para analizar su comportamiento. La puntuación total representa la diferencia entre el número de cartas elegidas de las barajas favorables (C y D) y el número de cartas seleccionadas de las barajas desfavorables (A y B). La tendencia de la puntuación total en los sujetos que aprenden la dinámica de IGT es ascendente (Bechara y cols., 1994, 1997; Bechara, Damasio, Damasio, y Lee, 1999), es decir, eligen cada vez más cartas de las barajas favorables.

Las tablas 5.5 y 5.6 muestran las puntuaciones totales de cada participante en cada bloque del juego IGT. La última fila indica la media (E) de las puntuaciones.

Como muestran las tablas 5.5 y 5.6, la media de las puntuaciones totales tiende a aumentar a medida que el sujeto toma más decisiones. La media de las puntuaciones totales del grupo A en el primer bloque [20 - 40] es negativa (-0.44) y aumenta hasta 8.44 en el bloque [100 - 120]. Los sujetos del grupo B, que realizaron previamente el juego SGT y, por tanto, tenían la posibilidad de inferir conocimiento acerca de la tarea, tienen

Sujetos	Red (20 - 40) Red (20 - 60)	Red (20 - 60) Red (20 - 80)	Red (20 - 80) Red (20 - 100)	Red (20 - 100) Red (20 - 120)
2019	0.74	0.32	0.82	0.62
2020	0.95	0.42	0.94	0.81
2021	0.53	0.36	0.17	0.52
2022	0.93	0.98	0.90	0.01
2023	0.91	0.96	0.90	0.36
2024	0.37	0.44	0.08	0.23
2025	0.73	0.68	0.31	0.67
2026	0.59	0.78	0.86	0.87
2027	0.29	0.34	0.65	0.72
2028	0.23	0.83	0.15	0.76
2029	0.25	0.03	0.00	0.70
2030	0.18	0.03	0.34	0.01
2031	0.18	0.18	0.16	0.01
2032	0.39	0.28	0.00	0.09
2033	0.72	0.43	0.68	0.21
2034	0.82	0.81	0.48	0.46
2035	0.79	0.09	0.84	0.01
2036	0.72	0.11	0.59	0.96
E	0.573	0.448	0.493	0.446
SD	0.274	0.318	0.344	0.334

**Tabla 5.4.** Error cuadrático medio (RMSE) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento de cada sujeto del grupo B.

puntuaciones totales más altas pero la tendencia es también al alza.

Existe una correlación estadísticamente significativa ( $r = -0.203$ ,  $p < 0.05$ ) entre las puntuaciones totales de cada sujeto en cada bloque y los valores de RMSE entre la red de decisión ajustada en dicho bloque y la siguiente. Esta correlación indica que cuando la puntuación total que obtiene el sujeto disminuye, la variación con la red de decisión en el siguiente bloque aumenta. Es decir, los sujetos tienden a variar más la red de decisión cuando los resultados no son favorables. La explicación de este hecho es que los sujetos cambian su estrategia, basándose quizá en otro conocimiento, cuando los resultados no son los deseados.

Sujetos	Final	Bloque [0 - 20]	Bloque [20 - 40]	Bloque [40 - 60]	Bloque [60 - 80]	Bloque [80 - 100]	Bloque [100 - 120]
2001	24	-8	-12	2	10	20	12
2002	44	2	8	4	4	8	18
2003	-30	-6	-10	2	-2	-2	-12
2004	4	-2	-2	2	2	4	0
2005	18	4	4	16	-4	-12	10
2006	72	0	4	14	20	20	14
2007	64	-2	2	8	18	20	18
2008	22	0	0	14	2	0	6
2009	-20	-12	0	-2	-2	-2	-2
2010	-58	-8	-18	-6	-6	-10	-10
2011	66	8	6	8	12	16	16
2012	-24	0	-4	0	0	-6	-14
2013	-2	-2	-4	-2	0	4	2
2014	90	8	16	14	18	16	18
2015	102	4	20	18	20	20	20
2016	36	-4	-2	-12	14	20	20
2017	60	8	14	8	6	8	16
2018	52	2	-2	12	4	16	20
E	28.89	-0.44	1.11	5.56	6.44	7.78	8.44
SD	44.26	5.76	9.63	8.28	8.66	11.18	11.69

**Tabla 5.5.** Puntuación total final y por bloques de cada participante del grupo A.

Sujetos	Final	Bloque [0 - 20]	Bloque [20 - 40]	Bloque [40 - 60]	Bloque [60 - 80]	Bloque [80 - 100]	Bloque [100 - 120]
2019	34	-2	-12	12	12	16	8
2020	32	4	2	12	8	-2	8
2021	36	-10	6	4	8	16	12
2022	6	0	-6	-4	4	4	8
2023	14	-2	0	4	2	4	6
2024	-12	-10	2	4	2	0	-10
2025	92	6	8	18	20	20	20
2026	-10	-4	-10	-8	-6	10	8
2027	-28	-6	-4	-4	0	-6	-8
2028	34	6	0	0	4	4	20
2029	68	-4	10	6	16	20	20
2030	100	14	16	18	16	18	18
2031	108	16	18	18	18	18	20
2032	6	0	2	2	2	-2	2
2033	10	0	0	2	4	2	2
2034	96	8	16	14	18	20	20
2035	38	4	6	8	6	8	6
2036	80	2	8	18	20	20	12
E	39.11	1.22	3.44	6.89	8.56	9.44	9.56
SD	42.22	7.17	8.51	8.32	7.84	9.12	9.29

**Tabla 5.6.** Puntuación total final y por bloques de cada participante del grupo B.

### 5.3.3. Casos particulares

Para ejemplificar el detalle de análisis del comportamiento de los sujetos que permite MAIDEN-IGT, a continuación se presentan dos casos de estudio correspondientes al sujeto cuyo comportamiento tuvo la menor puntuación total (sujeto 2010) y el sujeto que obtuvo la mayor puntuación total (sujeto 2031).

#### 5.3.3.1. Caso de estudio: Sujeto 2010

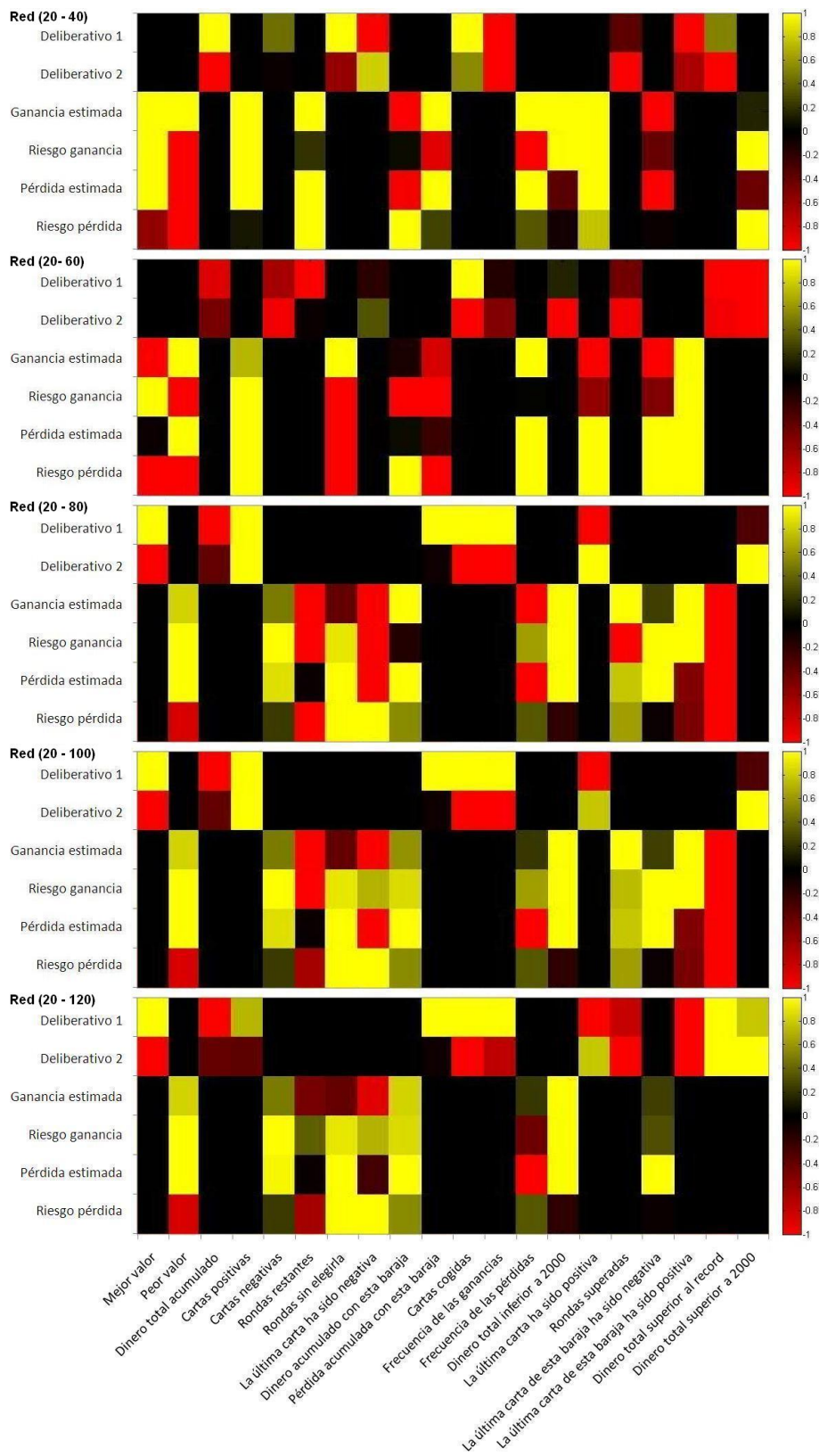
El sujeto 2010 presenta un comportamiento con una preferencia por las cartas de las barajas con ganancias inmediatas y pérdidas a largo plazo también altas (la puntuación total fue de -58). La figura 5.2 muestra los pesos de las conexiones de los conceptos pertenecientes a las cinco redes correspondientes a los cinco tramos en los que se ha dividido el comportamiento del sujeto 2010 a lo largo del juego IGT. El eje de abscisas representa los veinte conceptos contenidos en las tres capas inferiores de la red: capa de percepción, capa de memoria a corto plazo y capa de memoria de trabajo. El eje de ordenadas representa los dos conceptos de la capa deliberativa (que ocupan las posiciones superiores del eje) y los cuatro conceptos de la capa de salida (que ocupan las posiciones inferiores). Los pesos varían entre 1, que está representado por el color amarillo, y -1, que está representado por el color rojo. El color negro representa la ausencia de conexión y, por tanto, el valor del peso es 0.

Las tres primeras redes (20 - 40), (20 - 60) y (20 - 80) son muy diferentes, como muestra el error cuadrático medio existente entre los pesos de sus conexiones (ver tabla 5.7), que es 0.79 entre las dos primeras (20 - 40) y (20 - 60) y 0.80 entre la segunda y la tercera (20 - 60) y (20 - 80). Este dato sugiere que el sujeto ha ido añadiendo conocimiento nuevo a lo largo de estos tres bloques del juego. La diferencia entre las redes (20 - 80) y (20 - 100) disminuye hasta 0.46. Finalmente, las redes vuelven a diferir, 0.71 entre la red (20 - 100) y la red (20 - 120). La evolución de los pesos a lo largo de los bloques del juego indica que el sujeto 2010 ha ido adquiriendo conocimiento hasta el cuarto bloque [60 - 80], a partir del cual ha mantenido una red de decisión con pocas variaciones hasta el último bloque [100 - 120].

	Red (20 - 40) Red (20 - 60)	Red (20 - 60) Red (20 - 80)	Red (20 - 80) Red (20 - 100)	Red (20 - 100) Red (20 - 120)
RMSE	0.79	0.80	0.46	0.71

**Tabla 5.7.** Error cuadrático medio (RMSE) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 2010.

Los cambios entre las dos últimas redes (20 - 100) y (20 - 120) se deben principalmente a conexiones que pasan de ser directas con la capa de salida a indirectas a través de la capa deliberativa. Los pesos del concepto que representa el número de *cartas positivas* en la red (20 - 100) pasan de tener una influencia positiva (amarillo) en la capa deliberativa a tener una influencia menor en la red (20 - 120). Los conceptos que representan las *rondas superadas* y si *la última carta de esta baraja ha sido positiva* pasan de tener una conexión directa positiva con la capa de salida a estar conectados con la capa deliberativa con una influencia negativa (rojo). El concepto que representa *el dinero total superior al récord* pasa de tener una conexión directa negativa a tener una influencia positiva en la capa deliberativa. Este cambio de conexiones directas a indirectas sugiere que el sujeto combina el conocimiento de los conceptos en cuestión con conocimiento de otros conceptos a través de la capa deliberativa para influir adecuadamente en la capa de salida. Otro dato interesante es que la conexión entre el concepto que representa el *peor valor* de la baraja y



**Figura 5.2.** Redes de decisión del modelo del sujeto 2010 en los distintos tramos del juego (20 - 40), (20 - 60), (20 - 80), (20 - 100) y (20 - 120).

el concepto que representa el riesgo de la pérdida tiene un peso cercano al -1 durante todo el juego. Esto sugiere que el sujeto le daba menos importancia a las pérdidas cuanto peor fuera el resultado. Este hecho se traduce en una selección mayoritaria de las cartas con las peores pérdidas (de ahí su baja puntuación total).

### 5.3.3.2. Caso de estudio: Sujeto 2031

El sujeto 2031 presenta un comportamiento con una elección mayoritaria de cartas de las barajas con ganancias inmediatas bajas y ganancias a largo plazo altas (su puntuación total fue de 108). El comportamiento del segundo sujeto de estudio está modelado por las redes que se muestran en la figura 5.3.

Las redes del sujeto 2031 son similares en todos los bloques. El RMSE entre la red (20 - 40) y (20 - 60) es de 0.18, igual que el error entre la red (20 - 60) y (20 - 80). En los últimos tramos el error disminuye, siendo de 0.16 entre la red (20 - 80) y (20 - 100) y de 0.01 entre la red (20 - 100) y (20 - 120). Esto sugiere que la estrategia del sujeto 2031 a lo largo del juego ha sido siempre la misma.

	Red (20 - 40) Red (20 - 60)	Red (20 - 60) Red (20 - 80)	Red (20 - 80) Red (20 - 100)	Red (20 - 100) Red (20 - 120)
RMSE	0.18	0.18	0.16	0.01

**Tabla 5.8.** Error cuadrático medio (RMSE) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 2031.

Cabe destacar cómo el concepto que representa el *mejor valor* de la baraja influye en la red (20 - 40) positivamente en los conceptos de *riesgo de la ganancia* y *riesgo de la pérdida* e influye negativamente en el concepto de la *pérdida estimada*. Es decir, al comienzo del juego el sujeto consideraba que cuanto más alto fuera el resultado total de una carta, menor sería la *pérdida estimada*. Sin embargo, en la última red esta conexión pasa a ser casi nula para los conceptos de la *ganancia estimada* y el *riesgo de la ganancia* y pasa a influir positivamente (amarillo) en los conceptos de la *pérdida estimada* y el *riesgo de la pérdida*. Este hecho sugiere que el sujeto aprendió a asociar las cartas con una ganancia inmediata mayor (un valor alto en el concepto que representa el *mejor valor*) con una pérdida a largo plazo también mayor.

## 5.4. Potencial predictivo dentro de IGT

El objetivo de este experimento es analizar el potencial predictivo de MAIDEN-IGT dentro del juego IGT. Para ello, y siguiendo con la misma división del juego en seis bloques planteada anteriormente, se ha desarrollado el siguiente método:

1. Dado el comportamiento de un sujeto, se eligen aleatoriamente cuatro decisiones dentro de cada bloque (excluyendo el primer bloque) creando así un conjunto de decisiones de entrenamiento. El conjunto de entrenamiento dispondrá de veinte decisiones, lo que puede considerarse suficiente ya que un bloque contiene el mismo número de decisiones.
2. Como test para la predicción se elige la decisión siguiente a la última elegida en el conjunto de entrenamiento (por esta razón se excluye también del conjunto de entrenamiento la última decisión del sujeto).
3. Se ajustan los pesos de la red de decisión para que modelen las decisiones contenidas en el conjunto de entrenamiento.

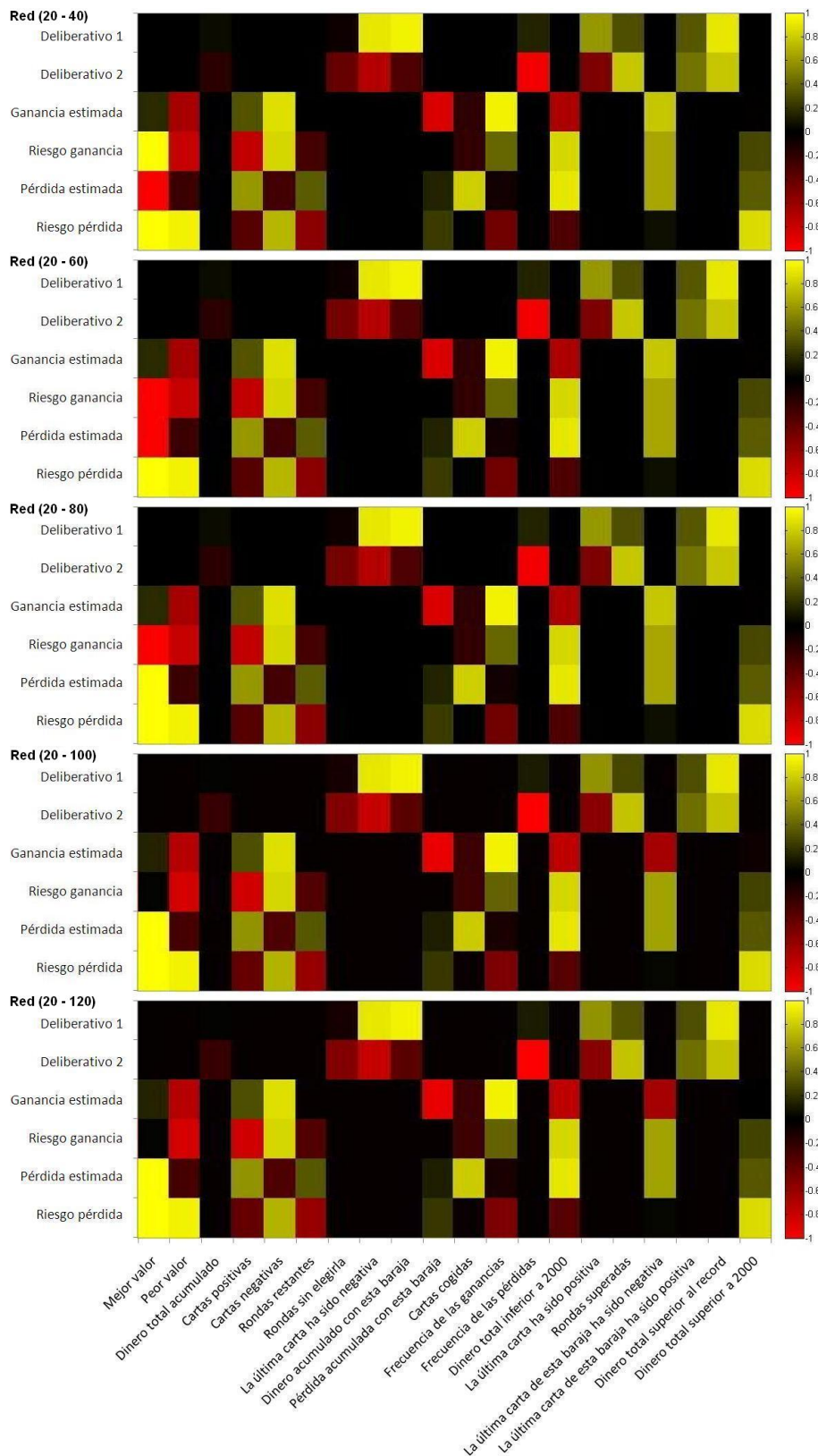


Figura 5.3. Redes de decisión del modelo del sujeto 2031 en los distintos tramos del juego (20 - 40), (20 - 60), (20 - 80), (20 - 100) y (20 - 120).

4. Con la red calculada en el paso anterior se predice la decisión del sujeto contenida en el conjunto de test.
5. Si las decisiones coinciden se considera que la predicción ha sido correcta.

Para cada sujeto se han realizado veinte predicciones distintas. Las tablas 5.9 y 5.10 muestran el porcentaje de predicciones correctas de cada modelo de los participantes en el grupo A y B respectivamente.

Sujetos	Predicciones correctas
2001	40 %
2002	95 %
2003	75 %
2004	50 %
2005	70 %
2006	75 %
2007	45 %
2008	75 %
2009	40 %
2010	40 %
2011	95 %
2012	55 %
2013	40 %
2014	45 %
2015	100 %
2016	100 %
2017	70 %
2018	95 %
E	66.9 %
SD	23.1

**Tabla 5.9.** Porcentaje de predicciones correctas de los modelos del grupo A.

Sujetos	Predicciones correctas
2019	50 %
2020	95 %
2021	45 %
2022	40 %
2023	45 %
2024	35 %
2025	100 %
2026	65 %
2027	40 %
2028	70 %
2029	100 %
2030	70 %
2031	95 %
2032	40 %
2033	40 %
2034	65 %
2035	50 %
2036	70 %
E	61.9 %
SD	23.2

**Tabla 5.10.** Porcentaje de predicciones correctas de los modelos del grupo B.

Respecto a la media total, MAIDEN-IGT predice el comportamiento de los sujetos en más del 60 % de las decisiones en ambos grupos. Los resultados obtenidos muestran

que, en media, MAIDEN-IGT predice mejor el comportamiento de los sujetos del grupo A, aunque no hay diferencias estadísticamente significativas según la prueba t de Student ( $t(17) = 0.65$ ,  $p = 0.52$ ).

## 5.5. Potencial predictivo en otra tarea

A lo largo de este capítulo se han estudiado los modelos basados en MAIDEN-IGT que emulaban el comportamiento humano durante IGT. SGT es una tarea de toma de decisiones análoga a IGT y la similitud del conocimiento implícito en ambos juegos de azar haría posible utilizar MAIDEN-IGT con los mismos conceptos en uno y otro juego. Para cuantificar la eficacia predictiva de MAIDEN-IGT en SGT se van a utilizar dos medidas, una basada en la probabilidad de que el modelo elija la misma baraja que el sujeto y otra basada en el número de decisiones del modelo que coinciden con las del sujeto.

Uno de los métodos utilizados en la comparación de modelos cognitivos es el método del criterio de la generalización (Busemeyer y Wang, 2000), que cuantifica la capacidad predictiva de un modelo. Este método, al igual que las técnicas de aprendizaje automático supervisado (Mitchell, 1997), divide los datos observados en dos grupos, uno de entrenamiento para estimar los valores de los parámetros y otro de test para evaluar la capacidad predictiva del modelo. El aspecto más importante de este método es que cada grupo se corresponde con una tarea de toma de decisiones distinta. Por ejemplo, en (Ahn y cols., 2008) se recoge una comparación de varios métodos de aprendizaje ajustando sus parámetros a una tarea (IGT) y evaluándolos en otra tarea distinta (SGT). Esencialmente, este método comprueba la capacidad de interpolación y extrapolación del modelo (Shiffrin y cols., 2008; Busemeyer y Wang, 2000).

El método del criterio de la generalización utiliza el estadístico  $G^2$  para comparar un modelo con otro que actúa como referencia (*baseline*). Este estadístico se calcula mediante la diferencia entre los logaritmos de la probabilidad que tienen los modelos de generar el comportamiento observado (Busemeyer y Diederich, 2010). El estadístico  $G^2$  se define mediante la siguiente expresión:

$$G^2 = 2 \cdot [\ln(L_m) - \ln(L_b)] \quad (5.2)$$

En la expresión 5.2,  $L_b$  representa la probabilidad conjunta de las decisiones del modelo de referencia y  $L_m$  la probabilidad conjunta de las decisiones del otro modelo durante toda la tarea. La probabilidad conjunta se calcula como el producto de las probabilidades de elegir la misma baraja que el sujeto en cada ronda:

$$L = \prod_{t=1}^R Pr[D(t) = j] \quad (5.3)$$

En la expresión 5.3,  $R$  indica el número de rondas y  $Pr[D(t) = j]$  es la probabilidad de que el modelo elija la baraja  $j$  en la ronda  $t$ . Según la regla de exploración de Boltzmann (Luce, 1959; Kaelbling, Littman, y Moore, 1996; Ahn y cols., 2008; Wetzels, Vandekerckhove, Tuerlinckx, y Wagenmakers, 2010), la probabilidad de elegir una alternativa por parte de un sujeto es proporcional a la puntuación relativa de dicha alternativa y viene determinada por la siguiente expresión:

$$Pr[D(t) = j] = \frac{e^{U_j(t)}}{\sum_{k=1}^4 e^{U_k(t)}} \quad (5.4)$$

Aplicado al modelo, en la expresión 5.4,  $D(t)$  representa la baraja elegida por el modelo en la ronda  $t$  y  $U_k(t)$  representa la puntuación otorgada por el modelo a la baraja  $k$  en la ronda  $t$ .

En esta sección se ha utilizado como referencia un modelo aleatorio donde cada baraja tiene la misma probabilidad de ser elegida en cada ronda, es decir, cada baraja tiene una probabilidad de 0.25 que, además, permanece constante a lo largo de la tarea. Este modelo es el mismo que se utiliza en la comparación presentada en (Ahn y cols., 2008). Valores positivos de  $G^2$  indican que MAIDEN-IGT predice mejor el comportamiento del sujeto que el modelo aleatorio. Este experimento tiene como objetivo demostrar que MAIDEN-IGT funciona mejor que el modelo aleatorio en términos de la probabilidad de elegir la misma baraja que el sujeto y el número de decisiones coincidentes.

A continuación se recogen los resultados de la predicción de los modelos basados en MAIDEN-IGT, primero, ajustados en IGT y aplicados en SGT y, segundo, ajustados en SGT y empleados en IGT.

### 5.5.1. Predicción en SGT

Se han ajustado los parámetros de los modelos de cada sujeto de tal forma que maximizan el valor del estadístico  $G^2$  en IGT mediante el algoritmo evolutivo CMA-ES, que se ha ejecutado diez veces. Los resultados obtenidos se muestran en las tablas 5.11 y 5.12, que recogen, para cada sujeto perteneciente a cada grupo, el valor de  $G^2$  del modelo para IGT, el valor de  $G^2$  del mismo modelo aplicado en SGT y el número de decisiones del modelo que coinciden con las del sujeto en cada uno de los dos juegos. Las dos últimas filas, E y SD, representan la media y la desviación típica, respectivamente.

Sujetos	$G^2$		Decisiones	
	IGT	SGT	IGT	SGT
2001	36.55	22.02	53	38
2002	62.52	1.90	71	44
2003	46.89	32.63	62	14
2004	28.89	38.05	51	62
2005	37.88	115.92	65	64
2006	123.92	7.35	79	40
2007	69.76	17.73	58	4
2008	88.04	64.18	56	57
2009	108.18	105.55	56	64
2010	162.53	-52.85	78	50
2011	164.97	21.48	85	7
2012	32.32	12.84	52	24
2013	10.78	-1.88	56	42
2014	87.77	-44.85	59	25
2015	239.85	7.62	97	33
2016	115.02	-3.37	76	38
2017	140.12	2.71	85	18
2018	57.52	39.40	65	62
E	89.64	21.47	66.89	38.11
SD	59.88	42.59	13.56	19.63

**Tabla 5.11.** Valores del estadístico  $G^2$  y decisiones correctas correspondientes a los modelos del grupo A ajustados en IGT y aplicados en SGT.

Los modelos basados en MAIDEN-IGT obtienen siempre valores positivos de  $G^2$  respecto a IGT, tarea que se ha utilizado en el ajuste. La desviación típica de los valores de  $G^2$  en ambas tareas demuestra la dificultad de predecir el comportamiento de los sujetos. A pesar de ello, los modelos han obtenido valores positivos de  $G^2$  en catorce de dieciocho sujetos del grupo A y en diez sujetos del grupo B respecto a SGT. Respecto al número de

decisiones correctas, los modelos del grupo A, que corresponde a los sujetos que realizaron primero IGT y luego SGT, tienen una media de decisiones acertadas mayor que los del grupo B. Sin embargo, según la prueba  $t$  de Student no hay una diferencia estadísticamente significativa ( $t(17) = 0.57, p = 0.57$ ).

### 5.5.2. Predicción en IGT

En este caso, se han ajustado los parámetros de los modelos de cada sujeto de tal forma que maximizan el valor del estadístico  $G^2$  en SGT. Los resultados obtenidos se muestran en las tablas 5.13 y 5.14, que recogen el valor de  $G^2$  de cada modelo respecto a SGT, el valor de  $G^2$  del mismo modelo utilizado en IGT y las decisiones correctas del modelo en cada uno de los dos juegos. Las dos últimas filas de ambas tablas, E y SD, muestran la media y la desviación típica.

La desviación típica de los valores de  $G^2$  en IGT muestra la dificultad para realizar predicciones. La media de los valores de  $G^2$  respecto a IGT y el número de decisiones correctas muestran que los modelos ajustados en SGT predicen mejor el comportamiento de los sujetos del grupo A, que realizaron primero IGT y luego SGT. Según la prueba  $t$  de Student no existe una diferencia estadísticamente significativa ni respecto a  $G^2$  ( $t(17) = 0.79, p = 0.43$ ) ni respecto a las decisiones correctas ( $t(17) = 1.18, p = 0.24$ ). Este hecho puede deberse a que en el juego SGT las barajas que dan menos pérdidas a largo plazo son las que proporcionan pérdidas pequeñas con una frecuencia más alta, es decir, las barajas favorables son aquellas que hacen perder dinero más a menudo. Esta característica de SGT puede hacer más difícil extraer conocimiento para jugar en IGT.

## 5.6. Generalización de MAIDEN a otras tareas de toma de decisiones

Esta sección analiza MAIDEN aplicada a la toma de decisiones dinámica (Brehmer, 1992), que consiste en tareas que requieren una serie de decisiones donde el estado del

Sujetos	$G^2$		Decisiones	
	IGT	SGT	IGT	SGT
2019	42.71	13.42	69	44
2020	119.92	44.83	79	25
2021	47.09	-1.67	66	24
2022	26.21	-50.69	57	13
2023	21.02	45.20	46	49
2024	17.27	-5.41	49	41
2025	216.76	-11.53	92	24
2026	41.70	84.84	56	40
2027	19.56	-33.60	41	45
2028	38.49	-0.25	52	40
2029	152.42	117.55	81	57
2030	98.64	-21.99	65	14
2031	138.00	40.38	81	39
2032	12.84	-68.96	57	17
2033	27.29	274.48	47	29
2034	109.14	11.54	78	23
2035	20.44	18.49	53	39
2036	96.34	48.44	66	64
E	69.21	28.06	63.06	34.83
SD	58.78	76.69	14.54	14.53

**Tabla 5.12.** Valores del estadístico  $G^2$  y decisiones correctas correspondientes a los modelos del grupo B ajustados en IGT y aplicados en SGT.

mundo cambia, tanto de forma autónoma como debido a las decisiones tomadas por el sujeto. Existen evidencias de que los seres humanos son incapaces de percibir la dinámica de estas tareas correctamente y las estrategias elegidas por los sujetos para controlar dicho sistema suelen ser erróneas (Cronin y Gonzalez, 2007). Por ejemplo, un experimento llevado a cabo con estudiantes universitarios donde se les presentaba un problema que consistía en una bañera, unos patrones de entrada y salida de agua y se les pedía que trazaran la evolución de la cantidad de agua contenida en la bañera con el tiempo, mostró que sólo el

Sujetos	$G^2$		Decisiones	
	SGT	IGT	SGT	IGT
2001	63.21	14.58	80	19
2002	52.33	-340.72	67	8
2003	63.40	28.39	80	49
2004	66.66	2.61	66	32
2005	131.23	-16.30	72	25
2006	14.41	94.20	55	71
2007	68.51	42.47	57	13
2008	74.30	70.99	69	17
2009	136.24	88.83	71	52
2010	87.50	132.01	74	67
2011	30.51	151.63	48	54
2012	26.30	-21.16	55	33
2013	9.33	-0.62	53	13
2014	12.80	22.79	40	52
2015	27.01	207.24	63	86
2016	12.79	-45.50	45	61
2017	92.56	93.99	82	64
2018	117.10	-10.46	84	16
E	60.34	28.61	64.50	40.67
SD	40.99	114.17	13.30	23.94

**Tabla 5.13.** Valores del estadístico  $G^2$  y decisiones correctas correspondientes a los modelos del grupo A ajustados en SGT y aplicados en IGT.

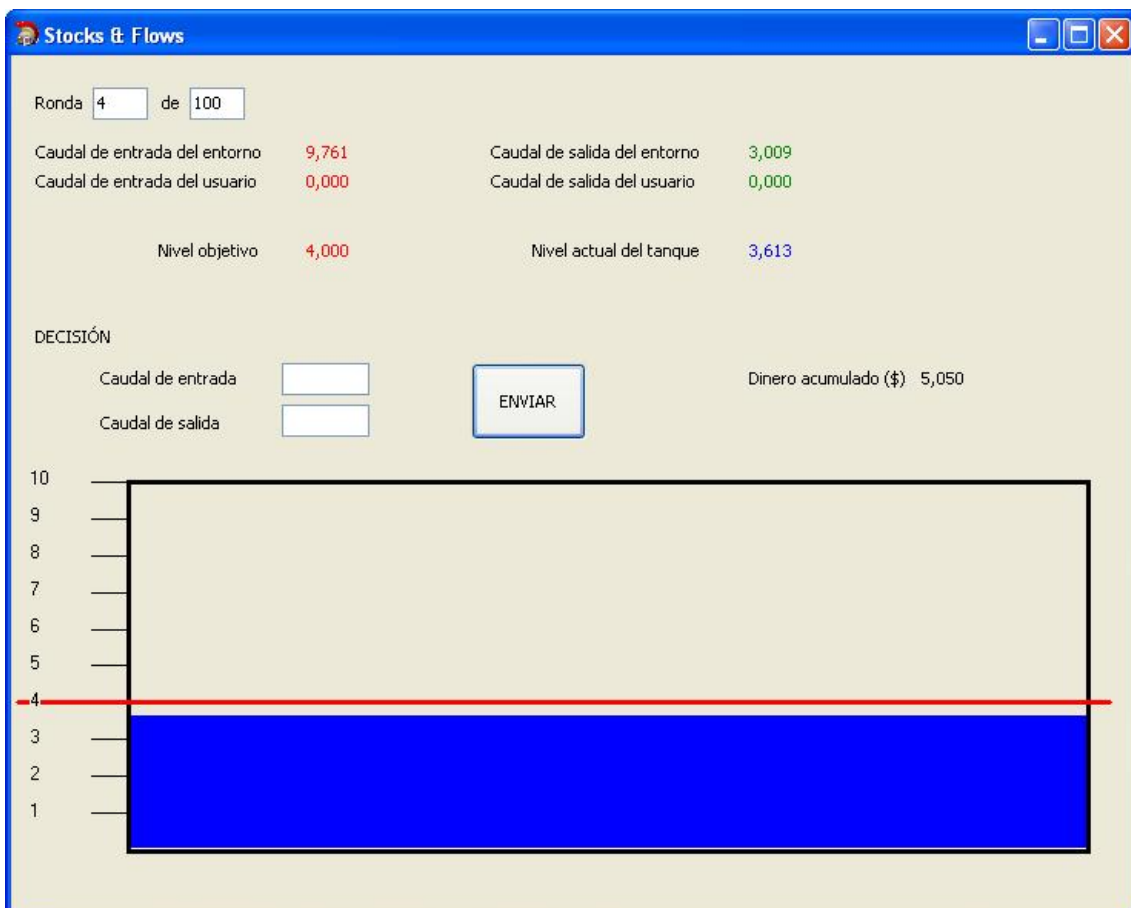
Sujetos	$G^2$		Decisiones	
	SGT	IGT	SGT	IGT
2019	16.61	30.91	60	56
2020	54.17	107.00	19	36
2021	11.20	-86.44	44	9
2022	68.94	-9.95	78	41
2023	94.78	4.95	81	35
2024	23.87	-31.06	59	44
2025	6.45	-310.69	52	1
2026	110.02	-127.23	70	21
2027	19.47	0.86	49	22
2028	27.26	5.11	50	47
2029	131.84	109.48	76	70
2030	9.26	40.13	44	12
2031	61.71	114.86	63	59
2032	23.87	-28.01	49	18
2033	10.62	3.42	59	19
2034	29.70	93.04	50	36
2035	19.07	14.37	48	11
2036	88.10	72.55	76	41
E	44.83	0.18	57.06	32.11
SD	38.88	101.58	15.48	19.16

**Tabla 5.14.** Valores del estadístico  $G^2$  y decisiones correctas correspondientes a los modelos del grupo B ajustados en SGT y aplicados en IGT.

36% de los estudiantes entendían correctamente la dinámica del sistema.

Una de las tareas más representativas de la toma de decisiones dinámica es el Juego de las Existencias y los Flujos Dinámicos, *Dynamic Stock and Flows task* (DSF) (Gonzalez y Dutt, 2007). El objetivo de esta tarea es la de mantener el agua de un tanque a un determinado nivel a lo largo de un cierto número de rondas. El nivel del tanque se incrementa con la entrada de agua y disminuye con la salida de agua. El sujeto debe controlar el nivel de agua añadiendo (*UI*) o sacando (*UO*) la cantidad de agua que quiera en cada ronda. Además de por estas dos vías, al tanque de agua también le llega en cada ronda una cierta cantidad de agua (*EI*) y sale otra cantidad (*EO*) que están fijadas por el entorno y que, por tanto, están fuera del control del sujeto. La diferencia entre los valores de *UI* y *UO* en cada ronda definen la decisión del sujeto y determinan la alternativa escogida.

En cada ronda hay un estado del mundo bien definido que representa el entorno y el tanque. El último valor de *EI*, *EO*, *UI* y *UO* junto con el nivel actual del tanque y el nivel objetivo están siempre visibles para el sujeto. La tarea proporciona el resultado de la decisión inmediatamente después y espera a que el sujeto tome la siguiente decisión. En este trabajo se ha estudiado DSF durante 100 rondas consecutivas. El sujeto recibe además una serie de puntos cada ronda que el nivel del tanque de agua permanezca cerca del objetivo. La figura 5.4 muestra la pantalla principal del juego DSF.



**Figura 5.4.** Interfaz desarrollada para el Juego de las Existencias y los Flujos Dinámicos

En DSF, cada alternativa está definida por dos factores: *UI* y *UO*. La consecuencia directa de una decisión no tiene incertidumbre, es decir, si una alternativa consiste en añadir 5 litros de agua al tanque, el resultado directo es que el tanque va a aumentar

su nivel en 5 litros. La incertidumbre viene del comportamiento del entorno, es decir, de los valores de  $EI$  y  $EO$ . De esta manera, para estudiar DSF no es necesario calcular la probabilidad de cada resultado para evaluar las alternativas como hacen otros métodos basados en la utilidad esperada (Von Neumann y Morgenstern, 1944; Kording, 2007) o la Teoría de la Perspectiva (Kahneman y Tversky, 1979), por ejemplo.

El funcionamiento de la arquitectura propuesta, MAIDEN-DSF (Iglesias, del Castillo, Serrano, y Oliva, 2012b), se divide en dos fases principales. La primera fase se basa en la estimación de los próximos valores de  $EI$  y  $EO$  utilizando una red de decisión que describe el estado actual del entorno y del tanque. En la segunda fase, MAIDEN-DSF utiliza una función de valor sencilla para calcular la mejor alternativa, es decir, los mejores valores de  $UI$  y  $UO$ , que serán los que dejen el nivel del tanque en el objetivo dependiendo de los valores estimados de  $EI$  y  $EO$  y del nivel actual del tanque.

### 5.6.1. Red de decisión

La primera fase del funcionamiento de MAIDEN-DSF estima los valores de  $EI$  y  $EO$  utilizando la red de decisión de la figura 5.5

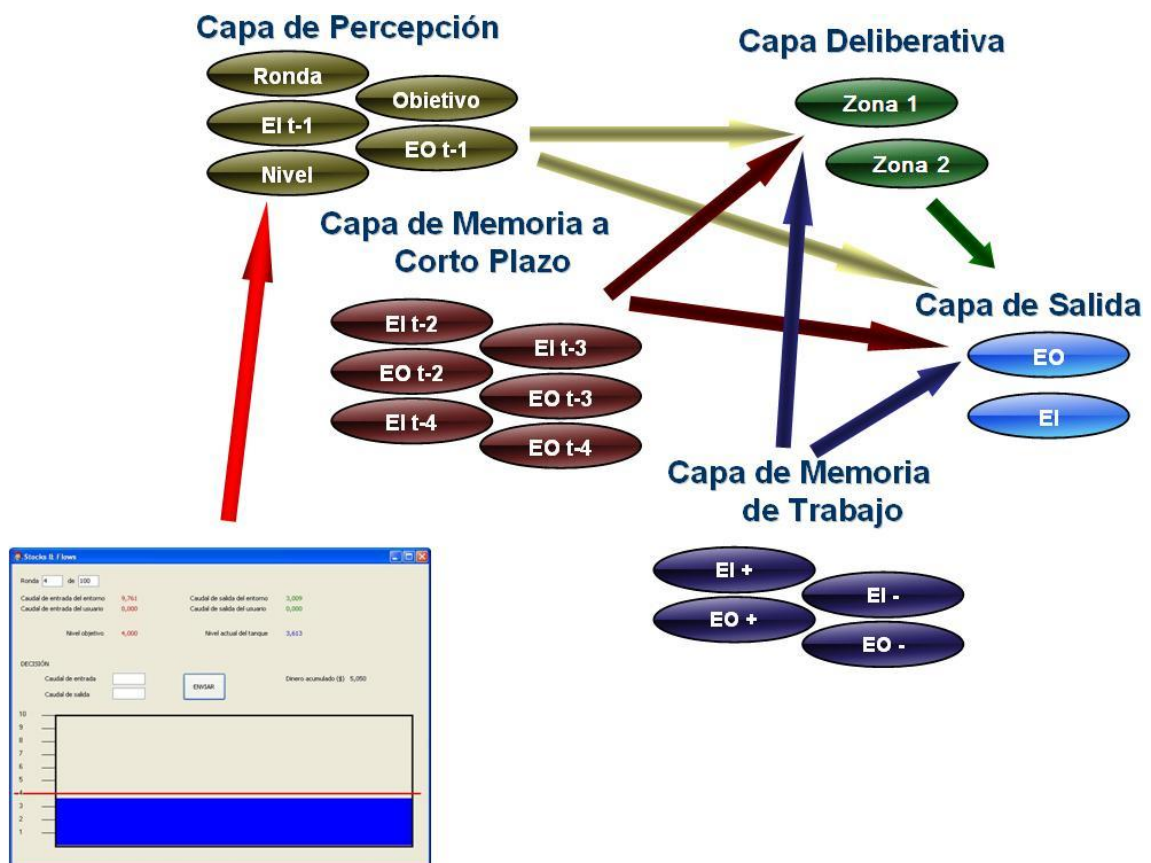


Figura 5.5. Capas de la red de decisión de MAIDEN-DSF con sus posibles conexiones

- La capa de percepción contiene los conceptos que establecen el estado del mundo y que se obtienen directamente de la interfaz de DSF: el sujeto puede ver en todo momento el nivel actual del tanque (*Nivel*), el nivel objetivo (*Objetivo*), el instante actual (*Ronda*) y los valores de  $EI$  ( $EI_{t-1}$ ) y de  $EO$  ( $EO_{t-1}$ ) en la última ronda.

- La capa de memoria a corto plazo añade conceptos acerca de la experiencia previa del sujeto. Los conceptos contenidos en esta capa representan los valores del entorno desde la última ronda hasta las cuatro rondas anteriores ( $EI\ t - 2$ ,  $EI\ t - 3$ ,  $EI\ t - 4$ ,  $EO\ t - 2$ ,  $EO\ t - 3$  y  $EO\ t - 4$ ). Se ha establecido que los sujetos pueden recordar en el mejor de los casos los valores del entorno desde hace cuatro rondas. El número de conceptos contenidos en esta capa es coherente con evidencias psicológicas que determinan que la memoria a corto plazo puede almacenar entre cinco y nueve elementos (Miller, 1956).
- La capa de memoria de trabajo contiene cuatro conceptos que representan si los valores de entrada del entorno tienden a incrementarse ( $EI+$ ) o disminuir ( $EI-$ ) y lo mismo para los valores de salida del entorno ( $EO+$  y  $EO-$ ).
- La capa deliberativa contiene dos zonas de asociación de conceptos.
- Por último, la capa de salida contiene los conceptos utilizados por MAIDEN-DSF en la función de valor: las estimaciones de  $EI$  y  $EO$ .

### 5.6.2. Función de valor

MAIDEN-DSF utiliza una función de valor para evaluar las alternativas en la segunda fase. Esta función de valor calcula la diferencia entre el nivel del tanque después de aplicar las acciones relativas a la alternativa y el nivel objetivo. Así, la mejor alternativa será la que obtenga la menor diferencia. El nivel del tanque después de tomar una decisión está especificado por la siguiente expresión:

$$Nivel = Actual + EI - EO + UI - UO \quad (5.5)$$

En la expresión 5.5, *Actual* es el nivel actual del tanque antes de realizar ninguna acción, *EI* es el próximo valor de entrada del entorno, *EO* es el próximo valor de salida del entorno, *UI* es la entrada definida por la alternativa y *UO* es la salida definida por la alternativa. De esta manera, la diferencia entre el nivel del tanque y el nivel objetivo estará definida por la siguiente expresión:

$$V = Nivel - Objetivo \quad (5.6)$$

En la expresión 5.6, *Objetivo* representa el nivel objetivo marcado por la tarea. Un valor negativo de *V* significa que el nivel del tanque es inferior al objetivo mientras que un valor positivo de *V* significa que el nivel está por encima del objetivo.

En DSF no hay límites en las cantidades de entrada y de salida que puede fijar el sujeto. Por consiguiente, no hay límite en el número de alternativas disponibles y no tiene sentido comparar un número infinito de alternativas. MAIDEN-DSF, en este caso, aplica una estrategia inversa para calcular los valores de *UI* y *UO* que dejan el nivel de agua en el nivel objetivo, es decir, los valores que determinan la mejor alternativa. Como la mejor alternativa deja el valor de *V* a cero, el valor de *Nivel* tiene que ser igual al valor de *Objetivo*. Siguiendo estas premisas y combinando las expresiones 5.5 y 5.6, el valor de  $UI - UO$  que define la mejor alternativa viene dada por la siguiente expresión:

$$UI - UO = Objetivo - Actual - EI + EO \quad (5.7)$$

Si el valor de  $UI - UO$  es negativo, esto significa que la mejor alternativa sacará del tanque dicha cantidad de agua y si por el contrario, el valor es positivo, esto significa que la alternativa añadirá esa cantidad de agua al tanque. La función de valor 5.7 permite

a MAIDEN-DSF calcular la mejor alternativa en cada ronda dependiendo de los valores estimados de  $EI$  y  $EO$ .



**Figura 5.6.** Esquema que representa el uso de la función de valor por MAIDEN-DSF

Como muestra la figura 5.6, para que MAIDEN-DSF tome una decisión, necesita la información relacionada con todos los conceptos contenidos en las tres primeras capas de la red de decisión (la capa de percepción, la de memoria a corto plazo y la de memoria de trabajo). Con esta información disponible, la red de decisión propaga la activación desde estas capas hasta la capa de salida. Una vez que la red de decisión ha estimado los valores de  $EI$  y  $EO$ , MAIDEN-DSF aplica la función de valor para calcular  $UI - UO$ . Por último, MAIDEN-DSF toma la decisión correspondiente al valor de  $UI - UO$  que determina la mejor alternativa.

### 5.6.3. Construcción de modelos de MAIDEN-DSF

El conocimiento que recoge la red de decisión recae, por un lado, sobre los conceptos que la componen y, por otro, sobre los pesos de sus conexiones. MAIDEN-DSF utiliza para construir los modelos que mejor se ajustan al comportamiento de un sujeto el mismo algoritmo evolutivo que utiliza MAIDEN-IGT: CMA-ES.

En MAIDEN-DSF, CMA-ES utiliza una función de aptitud que calcula la suma de las diferencias entre las decisiones del modelo MAIDEN-DSF y las decisiones del sujeto cuyo comportamiento quiere modelarse.

### 5.6.4. Competición del Juego de las Existencias y los Flujos Dinámicos

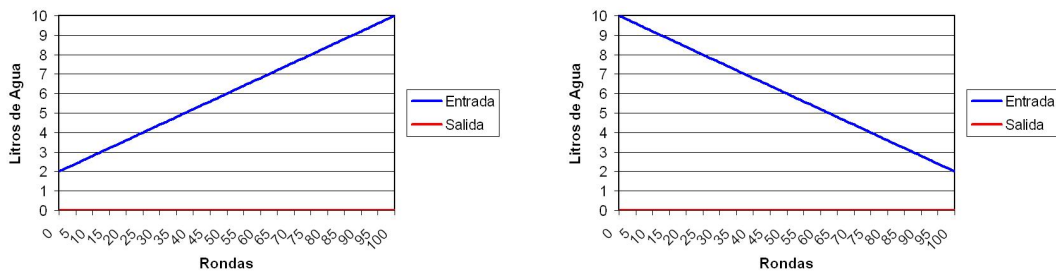
MAIDEN-DSF se presentó a la competición de DSF descrita en (Lebiere, Gonzalez, Dutt, y Warwick, 2009), que buscaba el modelo que mejor representara el comportamiento humano durante dicha tarea. En esta competición, el modelo tenía que emular lo mejor posible no sólo a un sujeto, sino a todo un conjunto de sujetos que pertenecían a un conjunto de test no disponible antes de la competición.

Se construyó un único modelo de MAIDEN-DSF ajustado a todas las decisiones de los sujetos que mejores resultados obtuvieron jugando a DSF bajo diez condiciones distintas:

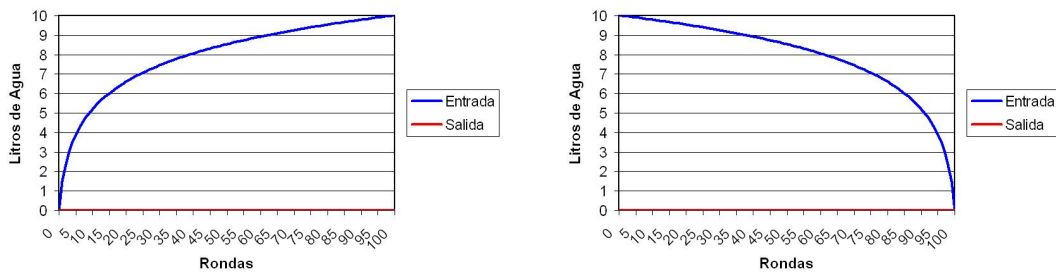
1. El valor de  $EI$  sigue una función lineal creciente y la salida  $EO$  está fijada a un valor constante de cero.
2. La entrada  $EI$  sigue una función lineal decreciente y la salida  $EO$  está fijada a un valor constante de cero.
3. La función de  $EI$  es no lineal creciente y la salida  $EO$  es cero.
4. La  $EI$  es no lineal decreciente y la salida  $EO$  es cero.

5. El valor de  $EI$  es cero y el valor de  $EO$  sigue una función lineal creciente.
6. El valor de  $EI$  está fijado a un valor constante de cero y la  $EO$  sigue una función lineal decreciente.
7. La  $EI$  sigue una función lineal decreciente y la  $EO$  una función no lineal creciente.
8. El valor de  $EI$  sigue una función lineal creciente y la  $EO$  una función no lineal decreciente.
9. La  $EI$  sigue una función no lineal decreciente y la  $EO$  una función lineal creciente.
10. Por último, la  $EI$  sigue una función lineal creciente y la  $EO$  una función no lineal creciente.

Las figuras 5.7 y 5.8 muestran las diez condiciones del entorno que conformaron el conjunto de entrenamiento de MAIDEN-DSF.



(a) Entrada lineal creciente y salida constante nula (b) Entrada lineal decreciente y salida constante nula



(c) Entrada no lineal creciente y salida constante nula (d) Entrada no lineal decreciente y salida constante nula

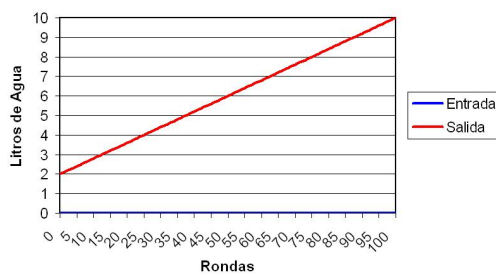
**Figura 5.7.** Condiciones del entorno con una salida constante nula

El objetivo durante el conjunto de entrenamiento DSF era el de mantener el nivel de agua en cuatro litros durante cien rondas. Los datos para las cuatro primeras condiciones se facilitaron por la propia competición de DSF como datos de entrenamiento. Los datos para las otras seis condiciones se recogieron en un experimento similar llevado a cabo en el Centro de Automática y Robótica (CAR) del Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC). El conjunto final de entrenamiento contenía mil tuplas (estado, decisión) resultantes de los distintos comportamientos de los sujetos que mejores resultados obtuvieron en las diez condiciones descritas.

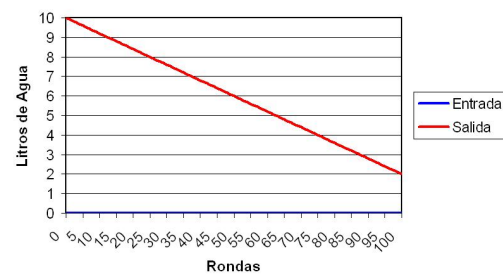
La figura 5.9 muestra la red de decisión de MAIDEN-DSF ajustada al entrenamiento de DSF utilizando la evaluación discreta. Los pesos de las conexiones representan la influencia de cada concepto en la propagación de su activación al resto de la red. Nótese, por

ejemplo, que la unidad que representa el concepto de  $EI$  hace cuatro rondas ( $EI t - 4$ ) no influye en el concepto de la capa de salida  $EO$ . Otro detalle es que la unidad que representa el concepto de la ronda actual ( $Ronda$ ) tiene la misma influencia (0.40) sobre los conceptos de la capa de salida  $EI$  y  $EO$ . Hay un número mayor de unidades que propagan su activación directamente hacia la capa de salida que hacia la capa deliberativa, es decir, el comportamiento de los sujetos en DSF se modela principalmente mediante conexiones directas hacia la capa de salida. Esto puede significar que los sujetos estudiados encuentran relaciones directas entre los conceptos de las tres primeras capas y los valores estimados de  $EI$  y  $EO$ .

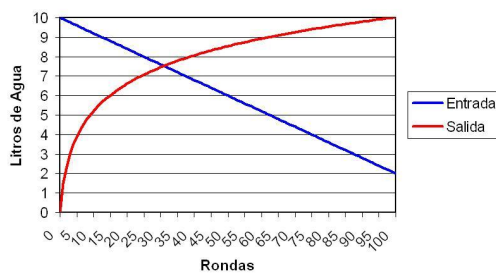
El conjunto de test de la competición contenía el comportamiento de un conjunto de cien sujetos que realizaron el juego de DSF en otras cinco condiciones del entorno distintas a las del entrenamiento. De esta forma, el conjunto de test contenía mil tuplas de (estado, decisión). Cabe destacar que las condiciones del conjunto de test eran diferentes a las del entrenamiento. Si este aspecto no se cumpliera, los resultados del experimento podrían



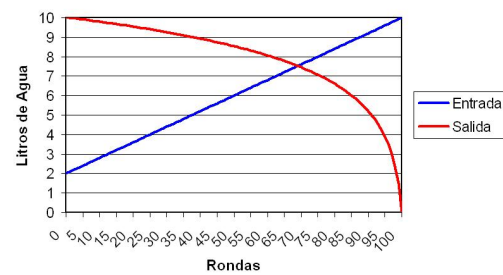
(a) Entrada nula y salida lineal creciente



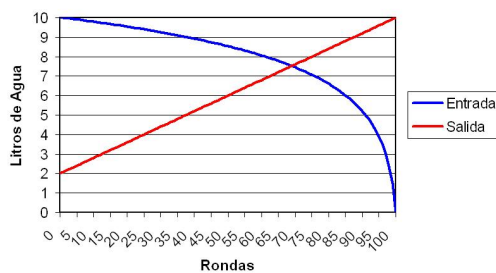
(b) Entrada nula y salida lineal decreciente



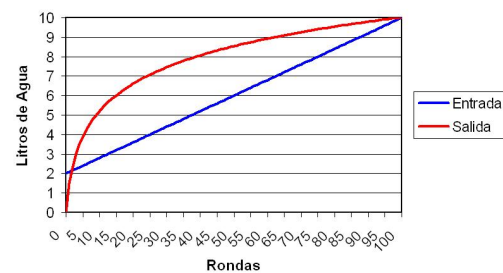
(c) Entrada lineal decreciente y salida no lineal creciente



(d) Entrada lineal creciente y salida no lineal decreciente



(e) Entrada no lineal decreciente y salida lineal creciente



(f) Entrada lineal creciente y salida no lineal creciente

**Figura 5.8.** Condiciones del entorno con salidas no nulas

ser buenos debido a un sobreajuste del modelo y, por tanto, no tendrían valor para la competición (Mitchell, 1997). Las cinco condiciones de test eran las siguientes:

1. El entorno introduce agua siguiendo una secuencia repetitiva de 1 y 5.
2. El entorno repite la misma secuencia anterior de 1 y 5 pero, además, añade un ruido que puede variar la cantidad en +/- un litro.
3. La entrada *EI* sigue una secuencia de 0, 4, 2 y 6 que repite continuamente.
4. El valor de *EI* sigue una función lineal creciente, como en la primera condición de entrenamiento, pero esta vez las decisiones de los sujetos no tienen efecto inmediatamente sino después de una ronda.
5. La última condición es igual que la cuarta pero retrasando el efecto de las decisiones durante dos rondas.

En todas las condiciones la salida *EO* era nula y DSF terminaba después de cien rondas. Las tres primeras condiciones se correspondían con el estudio en psicología cognitiva del aprendizaje de secuencias (Curran y Keele, 1993; Wilkinson y Shanks, 2004). Las otras dos condiciones, que utilizaban un retardo en el efecto de las decisiones, se han estudiado también en varios experimentos (Brehmer, 1992; Atkins, Wood, y Rutgers, 2002).

Para medir el buen funcionamiento de los modelos, los organizadores de la competición DSF utilizaron la raíz del error cuadrático medio y el coeficiente de correlación  $R^2$  (empleando el coeficiente de correlación  $r$  de Pearson) de los valores de la puntuación obtenida, de la decisión (*UI* y *UO*), del nivel del tanque y de la diferencia con el nivel objetivo en cada estado. Este conjunto de valores proporcionaba diez medidas cuantitativas distintas (cinco valores de la raíz del error cuadrático medio y cinco valores del  $R^2$ ). A cada modelo se le asignó una puntuación dependiendo de la posición que ocupara ordenándolos según el valor de cada una de las diez medidas (siendo el uno el mejor y el nueve el peor). La puntuación final era la suma de las puntuaciones en las diez medidas. MAIDEN-DSF obtuvo el

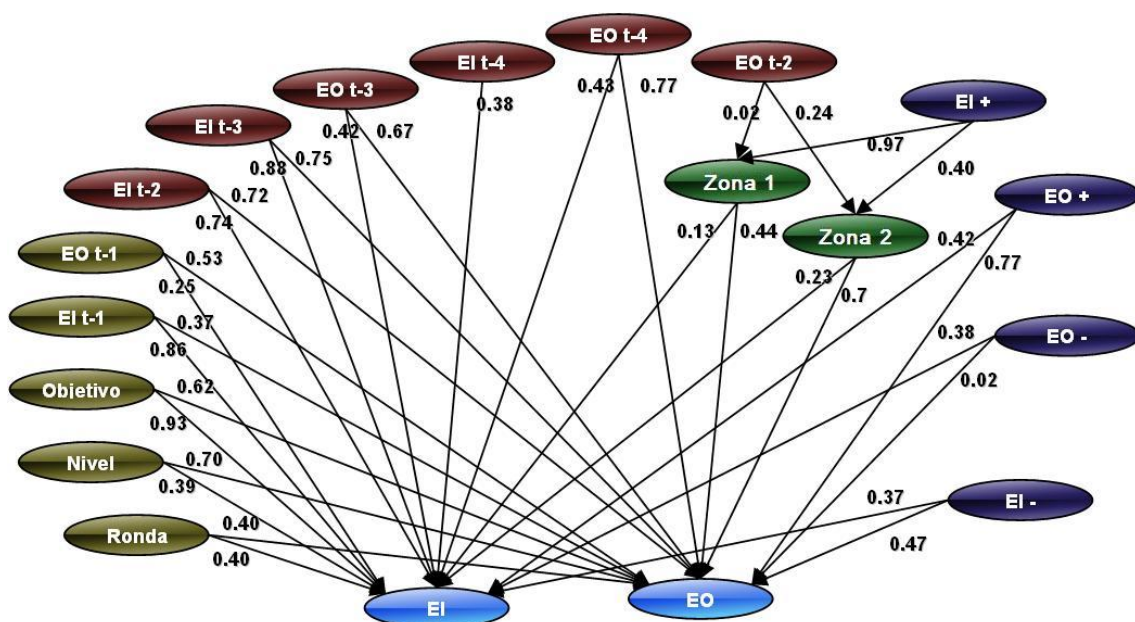


Figura 5.9. Red de decisión de MAIDEN-DSF empleada en la competición

segundo puesto en la competición (Lebiere, Gonzalez, y Warwick, 2010), lo que demuestra que es una arquitectura a tener en cuenta a la hora de modelar el comportamiento humano.

Cabe destacar que en la competición se utilizó la evaluación continua, es decir, el modelo parte del mismo estado inicial que el sujeto y luego toma una secuencia de decisiones actualizando su estado según los resultados obtenidos por sus propias decisiones. Así, la competición buscaba el modelo que mejor emulara el aprendizaje humano durante DSF y cuyo funcionamiento evolucionara de la manera más similar al comportamiento humano partiendo de un mismo estado inicial. Con la evaluación continua, si el modelo no toma la misma decisión que el sujeto estudiado en un determinado estado, ese error se acumula a lo largo de la tarea. Aunque MAIDEN-DSF se entrenó siguiendo la evaluación discreta, partiendo del mismo conocimiento en cada decisión, obtuvo un buen resultado en la competición.

### 5.6.5. Comparación de la evaluación continua y la evaluación discreta

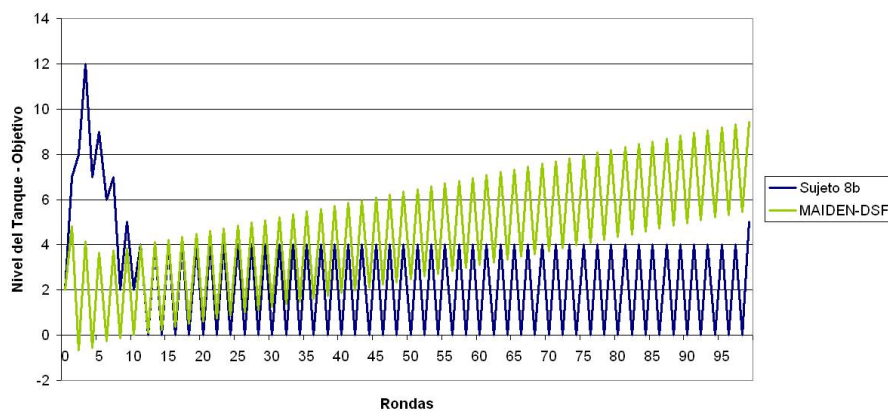
Con el objetivo de comparar los dos tipos de evaluaciones respecto a MAIDEN, se ha extraído el resultado de modelar un único sujeto que maximiza la diferencia entre los valores de la raíz del error cuadrático medio y del  $R^2$  utilizando ambas evaluaciones. La figura 5.10a muestra el comportamiento de MAIDEN-DSF modelando un sujeto de test mediante evaluación continua. El sujeto en cuestión, *Sujeto 8b*, realizó DSF con un entorno que introducía agua siguiendo una secuencia repetitiva de 1 y 5. El funcionamiento de MAIDEN-DSF y del sujeto se ha medido utilizando la diferencia entre el nivel de agua del tanque y el nivel objetivo después de cada decisión. Nótese que MAIDEN-DSF acumula el error durante la tarea y, por tanto, a medida que aumenta el número de rondas, el error también lo hace. Este fenómeno se debe a que la evaluación continua fuerza a MAIDEN-DSF a tomar decisiones sin disponer del mismo conocimiento que el sujeto en cada ronda. Si MAIDEN-DSF no toma la misma decisión que el sujeto en una determinada ronda, entonces en la siguiente ronda el estado del mundo del modelo y del sujeto será diferente. Si esta situación se repite en varias rondas, MAIDEN-DSF incrementará cada vez más el error.

La figura 5.10b contiene el comportamiento del mismo sujeto que la figura 5.10a y de MAIDEN-DSF mediante la evaluación discreta. La evaluación discreta tiene en cuenta el conocimiento disponible para el sujeto antes de tomar una decisión en cada instante  $t$  ( $h_t = (x_0, a_0, x_1, a_1, \dots, x_t)$ ), es decir, de todas las decisiones tomadas anteriormente por el sujeto. De esta forma, el modelo y el sujeto siempre parten en cada decisión del mismo conocimiento, no sólo en la primera como ocurre en la evaluación continua. El funcionamiento de MAIDEN-DSF empleando el mismo conocimiento disponible que el sujeto en cada ronda es mejor que en el caso de la evaluación continua. En este caso, MAIDEN-DSF no acumula el error a lo largo de la tarea.

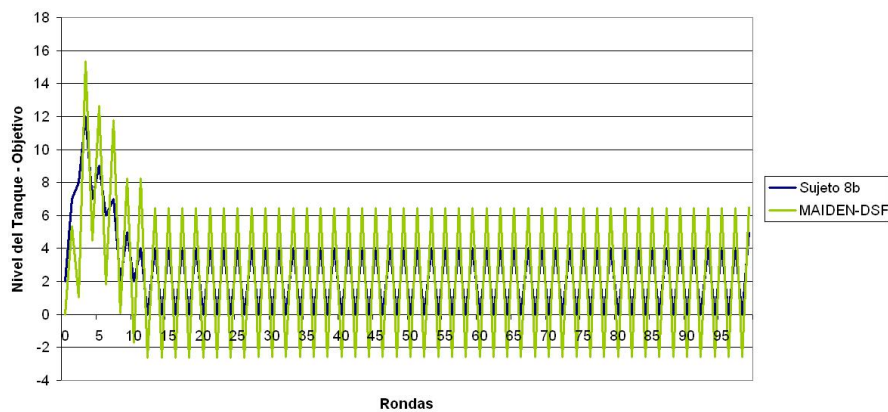
Por último, para completar la comparación, la tabla 5.15 muestra el coeficiente de correlación  $R^2$  y la raíz del error cuadrático medio del comportamiento de MAIDEN-DSF respecto al sujeto presentado en las figuras 5.10a y 5.10b. MAIDEN-DSF utiliza una memoria a corto plazo que almacena los cuatro últimos valores de la entrada y la salida fijada por el entorno y, por tanto, para la condición del entorno que repite una secuencia de dos valores, MAIDEN-DSF modela bien el comportamiento. El error es menor utilizando la evaluación discreta porque MAIDEN-DSF no lo acumula a lo largo del juego. Con respecto al coeficiente de correlación, MAIDEN-DSF también obtiene mejores resultados con la evaluación discreta.

## 5.7. Conclusión

Las entrevistas llevadas a cabo han demostrado que los sujetos pueden basar sus decisiones a lo largo de IGT en conceptos que no estaban considerados en la red de decisión que utilizaba el primer diseño de MAIDEN-IGT para la comparativa del Capítulo 4. Sin embargo, estos conceptos pueden añadirse fácilmente a la red de decisión para mejorar las predicciones de los modelos basados en MAIDEN-IGT, mejora que es menos directa con los otros modelos presentados en la Sección 2.1.1. Por ejemplo, la información de *si la última carta escogida de esta baraja ha dado pérdidas* puede añadirse fácilmente a la red de decisión en forma de concepto, pero no puede incluirse de una forma directa en el resto de modelos. En este capítulo se ha propuesto una optimización de la red de decisión de



(a) Evaluación continua



(b) Evaluación discreta

Figura 5.10. Comportamiento de MAIDEN-DSF y del sujeto *Sujeto 8b*

Medida	Evaluación Continua	Evaluación Discreta
$R^2$	0.1901	0.9152
p valor	< 0.001	< 0.001
RECM	3.3641	2.7024

Tabla 5.15. Coeficiente de correlación  $R^2$  y raíz del error cuadrático medio (RECM) del comportamiento de MAIDEN-DSF con la evaluación continua y discreta emulando al sujeto *Sujeto 8b*

MAIDEN-IGT que utiliza los conceptos extraídos de las entrevistas realizadas a cinco sujetos que participaron en el juego IGT. La red optimizada modela mejor el comportamiento de los sujetos.

En este capítulo se ha demostrado la utilidad de MAIDEN-IGT como herramienta para analizar el comportamiento a lo largo del juego IGT. Se ha comprobado que las redes de decisión varían más al inicio del juego, lo que sugiere que los sujetos adquieren más conocimiento durante esa etapa. Además, los resultados muestran que la red de decisión varía cuando los resultados obtenidos no son favorables, lo que sugiere que los sujetos cambian de estrategia o se basan en otro conocimiento.

Se ha demostrado la capacidad de MAIDEN-IGT para predecir decisiones dentro del mismo juego. MAIDEN-IGT se ha empleado para predecir el comportamiento de los sujetos teniendo en cuenta un conjunto de veinte decisiones que se utiliza como entrenamiento y una decisión de test. MAIDEN-IGT predice las decisiones correctamente en más del 60 % de las ocasiones.

Además, se ha comprobado la capacidad de MAIDEN-IGT para predecir decisiones en tareas distintas. Los valores obtenidos de  $G^2$  muestran que MAIDEN-IGT se comporta mejor que el modelo aleatorio en la predicción de IGT en SGT y la predicción de SGT en IGT, como demuestra el porcentaje de sujetos cuyos modelos basados en MAIDEN-IGT poseen valores positivos de  $G^2$ , que es mayor del 66 % en ambos juegos.

Las predicciones utilizando IGT como conjunto de entrenamiento son mejores que utilizando SGT. Este hecho sugiere que los sujetos aprenden mejor la dinámica de IGT que la de SGT.

Se ha presentado una arquitectura específica de MAIDEN para tratar con DSF denominada MAIDEN-DSF. Además, un modelo basado en MAIDEN-DSF obtuvo el segundo puesto en la competición de DSF (Lebiere y cols., 2010), lo que demuestra que el enfoque basado en el conocimiento debería tenerse en cuenta a la hora de modelar el comportamiento humano en la toma de decisiones dinámica.

Todos estos resultados muestran la gran capacidad y detalle de análisis que aporta MAIDEN al estudio del comportamiento humano en la toma de decisiones.



# Validación del conocimiento representado en MAIDEN-IGT respecto a las explicaciones

*A veces es más fácil tomar una decisión si no cargas con el conocimiento de la historia.*

Terry Goodkind, El libro de las sombras contadas

**RESUMEN:** Este capítulo demuestra que los modelos basados en MAIDEN-IGT son capaces de ofrecer una justificación de las decisiones en los mismos términos que el sujeto cuyo comportamiento están modelando y, por tanto, que el conocimiento representado en la red de MAIDEN-IGT contiene el que utilizan los sujetos para tomar una decisión.

## 6.1. Introducción

La hipótesis central de este trabajo representa el principal objetivo del experimento presentado en este capítulo: si un modelo toma las mismas decisiones que un sujeto y se sustentan sobre el mismo conocimiento, entonces es capaz de ofrecer una justificación de sus decisiones en los mismos términos que el propio sujeto. Dicho de otro modo, la similitud de las explicaciones del modelo y del sujeto puede ser un indicador de que el conocimiento empleado para tomar las decisiones es el mismo y que ese conocimiento modela bien al sujeto. Se parte del supuesto de que el sujeto basa sus explicaciones en el conocimiento que ha adquirido acerca del juego y esta hipótesis establece que tanto el modelo como el sujeto al tomar la misma decisión utilizan el mismo conocimiento.

## 6.2. Utilización del mismo conocimiento como base de las explicaciones

La hipótesis de partida de este trabajo gira en torno a las explicaciones de las decisiones. Una explicación es una manifestación o revelación de la causa o motivo de un suceso<sup>1</sup>. En esta sección se detalla un experimento centrado en los factores involucrados en IGT, cuando

<sup>1</sup>Definición de la Real Academia Española

el participante tiene que dar una explicación razonada del motivo por el cual ha elegido una baraja concreta en una determinada ronda. Las explicaciones que dan los sujetos sobre las decisiones que han tomado hacen explícitos los criterios que han tenido en cuenta durante el proceso mental de la toma de decisiones. Este hecho permite comparar el comportamiento del sujeto y el del modelo respecto a estos criterios que, en este caso, están representados por los conceptos y las conexiones de la red de decisión.

Recapitulando, IGT es una tarea de toma de decisiones en la que el sujeto tiene que elegir una carta de entre cuatro barajas distintas (A, B, C y D) durante un número limitado de rondas. Todas las cartas tienen asociada una ganancia y algunas de ellas también tienen asociada una pérdida. El objetivo final del juego es ganar la mayor cantidad de dinero posible. De las cuatro barajas, hay dos (A y B) cuyas cartas siempre dan una ganancia elevada (100€), pero contienen también cartas con unas pérdidas elevadas, llegando a -1250€. Las otras dos barajas (C y D) siempre proporcionan una ganancia pequeña (50€) y también contienen cartas con pérdidas pequeñas. De esta manera, pueden clasificarse las barajas en favorables, si hacen que el sujeto gane dinero a la larga (C y D), y desfavorables, si hacen que el sujeto pierda dinero (A y B). La característica principal de la tarea es que el sujeto no conoce nada acerca de la distribución de las ganancias y las pérdidas de cada baraja, así que esta información es la que tiene que inferir con la experiencia.

### 6.2.1. Método

Veinte participantes (12 hombres y 8 mujeres, edad media = 28, rango = 21 - 43) reclutados en el Centro de Automática y Robótica (CSIC) realizaron el juego IGT. Tres de ellos eran estudiantes de ingeniería, cuatro eran doctores y trece eran ingenieros.

Antes de realizar la tarea, cada participante leyó las instrucciones del juego que se presentaron en la pantalla del ordenador donde realizó el experimento (ver apéndice C). Además, se aclaró que las barajas eran independientes, que las cartas de cada baraja se ordenaban aleatoriamente al comienzo del juego y que su posición no variaba con los resultados obtenidos.

Los participantes empezaron el juego con 2000€ en dinero ficticio, condición inicial que estableció el diseñador del juego (Bechara y cols., 1994). La información mostrada durante el juego, presentada en la figura 6.1, contiene el número de cartas restantes de cada baraja, el récord actual, el dinero total acumulado hasta el momento, las rondas restantes y el resultado de la última carta elegida.

A partir de la ronda veinte, cuando los participantes tenían suficiente conocimiento del juego, se les pidió después de cada decisión que explicaran libremente, es decir, en lenguaje natural y sin ningún tipo de influencia externa que condicione los resultados, el porqué de su elección. Los participantes explicaron sus decisiones antes de conocer el resultado obtenido de la carta elegida para asegurar que las explicaciones dadas se basaban en conocimiento previo acerca de las barajas y no en el resultado obtenido posteriormente. En este experimento, IGT duraba 100 rondas.

A través de las explicaciones de los sujetos se identificaron los conceptos de la red de decisión que influían en cada una de sus decisiones. De esta forma, cada decisión del sujeto tenía asociado el conjunto de conceptos que representaban su explicación.

Se modeló el comportamiento de cada sujeto individualmente con MAIDEN-IGT y se calculó el impacto o influencia de cada concepto de la red de decisión en cada una de las decisiones de sus modelos.

Para comparar las explicaciones de los sujetos y de los modelos se estableció una medida de similitud entre los conceptos que aparecían en las explicaciones dadas por los sujetos y la lista ordenada de conceptos según el impacto calculado en cada modelo correspondiente

para cada decisión correcta del modelo.

### 6.2.2. Análisis

IGT fue diseñado para analizar la capacidad de los sujetos para aprender la dinámica del juego a medida que se suceden las rondas (Bechara y cols., 1994). Recordemos que para representar el comportamiento de los sujetos durante el juego se estableció una medida, denominada puntuación total, que calcula la diferencia entre el número de cartas seleccionadas de las barajas favorables (C y D) y el número de cartas elegidas de las barajas desfavorables (A y B). Como se comentó en capítulos anteriores, es habitual dividir el juego en bloques de veinte decisiones consecutivas para estudiar la evolución de la puntuación total (Bechara y cols., 2001; Kalidindi y Bowman, 2007; Upton, Bishara, Ahn, y Stout, 2011): bloque 1 [0 - 20], bloque 2 [20 - 40], bloque 3 [40 - 60], bloque 4 [60 - 80] y bloque 5 [80 - 100]. En este análisis no se tiene en cuenta el primer bloque ya que los sujetos todavía no tienen suficiente conocimiento acerca del juego y suelen mostrar un comportamiento aleatorio de exploración.

La red de decisión de MAIDEN-IGT está compuesta por los siguientes conceptos:

- Capa de percepción
  - La ronda actual
  - El dinero acumulado
  - Si el último resultado ha sido positivo
  - Si el último resultado ha sido negativo
  - Si el dinero acumulado es superior a 2000
  - Si el dinero acumulado es inferior a 2000
  - Si el dinero acumulado es superior al récord
  - El número de cartas escogidas de la baraja
- Capa de memoria a corto plazo

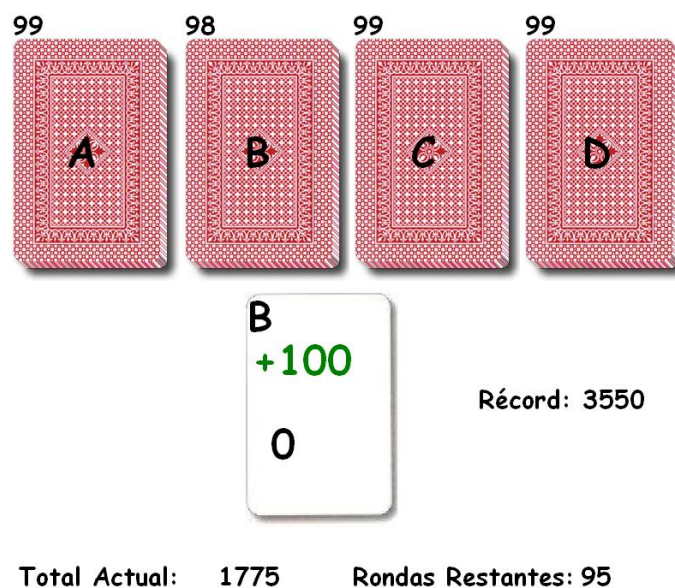


Figura 6.1. Información presentada por pantalla en el Juego de Azar de Iowa (IGT).

- El número de cartas con ganancias escogidas de la baraja correspondiente
- El número de cartas con pérdidas escogidas de la baraja
- El número de rondas sin elegir la baraja
- El dinero acumulado con las cartas escogidas de la baraja
- Las pérdidas acumuladas con esta baraja
- Capa de memoria de trabajo
  - Si la última carta escogida de la baraja ha dado pérdidas
  - Si la última carta escogida de la baraja ha dado ganancias
  - El valor del mejor resultado obtenido con la baraja
  - El valor del peor resultado obtenido con la baraja
  - La frecuencia de aparición de ganancias en la baraja
  - La frecuencia de aparición de pérdidas en la baraja
  - El número de rondas superadas
- Capa deliberativa
  - Zona de asociación 1
  - Zona de asociación 2
- Capa de salida
  - La ganancia estimada
  - La pérdida estimada
  - El riesgo asociado a la ganancia
  - El riesgo asociado a la pérdida

Los pesos de esta red de decisión se han ajustado a cada sujeto individualmente utilizando CMA-ES ya que, como se ha explicado en el Capítulo 4, es el algoritmo evolutivo más adecuado para construir cada modelo de decisión. Este ajuste consiste en estimar los valores de los pesos de la red de decisión que maximizan el número de decisiones que coinciden con las del sujeto y, además, maximizan la probabilidad de elegir correctamente.

Para llevar a cabo el análisis deseado en este experimento es necesario identificar los conceptos contenidos en las explicaciones de los sujetos y, por otro lado, calcular el impacto de cada concepto en las decisiones de sus modelos, para luego establecer una medida de similitud entre las explicaciones de cada sujeto y los conceptos más importantes en las decisiones de los modelos.

#### **6.2.2.1. Identificación de los conceptos de la red de MAIDEN-IGT contenidos en las explicaciones de los sujetos**

Los participantes pudieron explicar su decisión libremente con la posibilidad de expresar que su decisión ha sido tomada al azar. En este caso y cuando la explicación del sujeto se debe a cuestiones de preferencias no contenidas en la red de decisión como, por ejemplo, preferencias por una determinada letra del abecedario o de una posición, esta decisión no se ha tenido en cuenta. Además, si un mismo sujeto ha tomado más del 75% de sus decisiones de forma aleatoria, éste no ha sido considerado para el estudio. Este criterio ha excluido a tres sujetos del análisis dejando un total de diecisiete sujetos. Según (Toplak

y cols., 2010), el número mínimo de sujetos que deben participar en un experimento que analiza el comportamiento en tareas de toma de decisiones es quince y este trabajo cumple esta condición. Existen estudios con un número menor de sujetos, por ejemplo, en (Tranel, Bechara, y Denburg, 2002) se dispone de siete sujetos, en (Kangas y cols., 2009) se dispone de seis y en (Niwa y Ditterich, 2008) se dispone de tres sujetos.

Uno de los requisitos para probar que las explicaciones de los sujetos pueden inferirse de los conceptos y de los pesos de las conexiones de MAIDEN-IGT, consiste en determinar qué conceptos han sido los más importantes para cada sujeto en cada ronda a partir de sus propias explicaciones. La identificación de los conceptos que componen la red de decisión y que aparecen en las explicaciones del sujeto no se ha realizado automáticamente debido a la dificultad de procesar dichas explicaciones, ya que éstas están expresadas en lenguaje natural sin ningún tipo de restricción. Los conceptos identificados de cada explicación dada por los sujetos están recogidos en el apéndice D. Por ejemplo, supóngase que un sujeto explica su decisión en los siguientes términos:

Llevo dos cartas seguidas sumando puntos con la baraja B y supongo que habrá una tercera.

Esta explicación representa que *la última carta escogida de la baraja ha sido positiva*, concepto incluido en la red de decisión de MAIDEN-IGT.

Concepto: La última carta escogida de esta baraja ha sido positiva

### 6.2.2.2. Cálculo del impacto de cada concepto en las decisiones de MAIDEN-IGT

MAIDEN-IGT puntúa cada baraja dependiendo de los valores que toman los conceptos de las capas inferiores de la red de decisión (percepción, memoria a corto plazo y memoria de trabajo), valores que propaga hasta la capa de salida y los combina mediante la función de valor. Así, el proceso de asignar un valor a una baraja puede representarse mediante una función que recibe como entrada un vector de valores (de los conceptos de las capas inferiores) y devuelve la puntuación de la baraja:

$$puntu([x_1, x_2, \dots, x_M]_k) = U_k \quad (6.1)$$

En la expresión 6.1,  $M$  es el número de conceptos que componen las capas inferiores de la red,  $x_i$  es la activación del concepto  $i$ -ésimo y  $U_k$  representa la puntuación otorgada por el modelo a la baraja  $k$ . Cada baraja (A, B, C y D) tendrá unas activaciones distintas en los conceptos y, por tanto, habrá cuatro vectores distintos en cada ronda:  $[x_1, x_2, \dots, x_M]_A$ ,  $[y_1, y_2, \dots, y_M]_B$ ,  $[z_1, z_2, \dots, z_M]_C$  y  $[q_1, q_2, \dots, q_M]_D$ .

Para calcular la influencia o impacto de un concepto  $i$  en una determinada ronda, MAIDEN-IGT calcula las puntuaciones finales otorgadas a cada baraja  $k$  teniendo en cuenta únicamente el valor de dicho concepto en la red de decisión.

$$puntu(i, k) = puntu([0, \dots, 0, x_i, 0, \dots, 0]_k) \quad (6.2)$$

Por ejemplo, recordemos la red de decisión utilizada en el Capítulo 3, Sección 3.2.3, para evaluar dos juegos de azar que se propusieron como ejemplo y que se muestra en la figura 6.2. Entonces, la puntuación obtenida utilizando únicamente el primer concepto de la capa de percepción para el primero de los dos juegos del ejemplo sería la mostrada en la figura 6.3.

Se han probado cuatro funciones distintas para determinar el impacto de un concepto en la decisión utilizando las puntuaciones calculadas mediante la expresión 6.2. En todas

las funciones descritas a continuación,  $j$  representa el identificador de la baraja elegida por el sujeto y el modelo en la ronda considerada.

1. La primera función calcula el impacto del concepto  $i$ -ésimo como la puntuación otorgada por la función de valor a la baraja elegida  $j$  teniendo en cuenta únicamente el valor de dicho concepto.

$$impacto(concepto_i) = puntuacion(i, j) \tag{6.3}$$

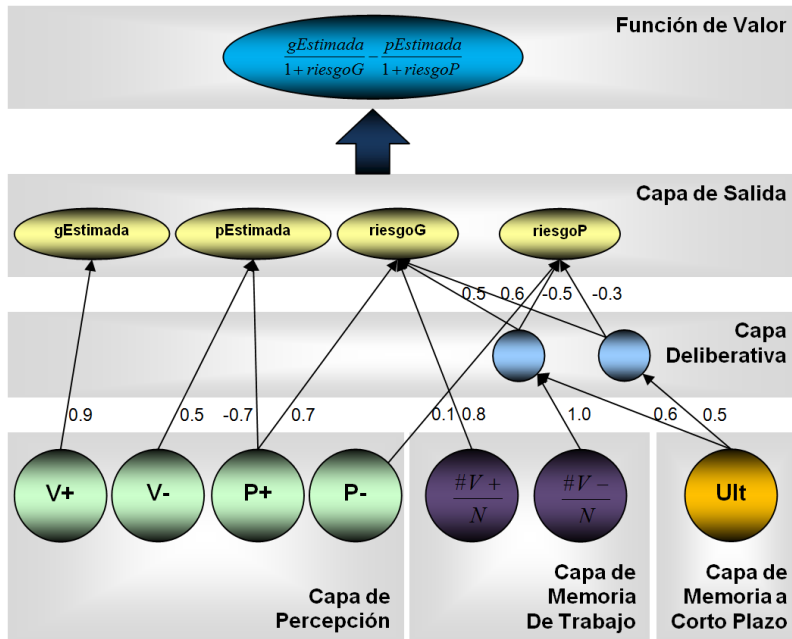


Figura 6.2. Red de decisión y función de valor para evaluar un posible juego de azar.

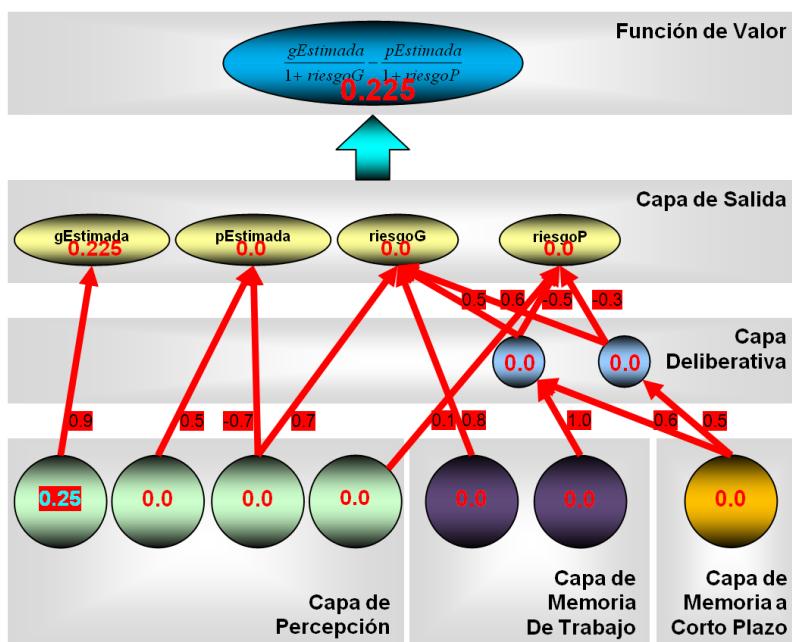


Figura 6.3. Puntuación obtenida con la activación de un único concepto.

2. La segunda función calcula el impacto como la diferencia entre la puntuación de la baraja elegida y la suma de las puntuaciones del resto de barajas. Es decir, el impacto determina qué concepto influye más en la puntuación de la baraja elegida  $j$  y menos en el resto de las barajas. De esta manera el impacto del concepto  $i$ -ésimo se calcula mediante la siguiente expresión:

$$\text{impacto}(\text{concepto}_i) = \text{puntu}a(i, j) - \sum_{k=1, k \neq j}^4 \text{puntu}a(i, k) \quad (6.4)$$

Esta forma de calcular el impacto de un concepto en la decisión se apoya en la idea de que el concepto más importante no tiene por qué ser el que proporcione una mayor puntuación a una baraja sino el que proporcione una diferencia de puntuación mayor entre la baraja elegida y el resto. Es decir, un concepto puede aportar una puntuación muy alta a la baraja elegida y también al resto y, por lo tanto, no tendría poder discriminativo a la hora de distinguir cuál es la mejor baraja.

3. La tercera función calcula la importancia relativa de la puntuación de la baraja elegida respecto al resto teniendo en cuenta el concepto correspondiente, de forma análoga al cálculo de la probabilidad de elegir una baraja según la regla de exploración de Boltzmann.

$$\text{impacto}(\text{concepto}_i) = \frac{e^{\text{puntu}a(i, j)}}{\sum_{k=1}^4 e^{\text{puntu}a(i, k)}} \quad (6.5)$$

Esta expresión se basa en la misma idea que la segunda función 6.4, pero calcula la importancia relativa a la suma total de puntuaciones.

4. La cuarta función realiza un análisis de sensibilidad de un sentido (Segal y Shahar, 2009).

$$\text{impacto}(\text{concepto}_i) = \frac{\text{puntu}a(i, j) - \text{puntu}a([0, \dots, 0, 0.99 \cdot x_i, 0, \dots, 0]_j)}{0.01 \cdot x_i} \quad (6.6)$$

Esta última expresión calcula la importancia de un criterio cuantificando la variación que produce en la puntuación una disminución leve en el valor de la activación del concepto  $x_i$  y de ahí la multiplicación por 0.99.

### 6.2.2.3. Cálculo de la similitud

Para comparar las explicaciones de cada sujeto y los conceptos más de mayor impacto en las decisiones de los modelos basados en MAIDEN-IGT, se ha optado por definir una medida de similitud basada en la lista de los conceptos de la red de decisión ordenados de mayor a menor impacto en la decisión del modelo. Esta similitud se ha definido como la media de las posiciones que ocupan los conceptos identificados de la explicación del sujeto en la lista ordenada de conceptos según su impacto en la decisión del modelo. Por ejemplo, considérese que un sujeto ha tomado una decisión y los conceptos que ha utilizado en su explicación son los conceptos  $C2$  y  $C7$  y, por otro lado, que MAIDEN-IGT ha tomado la misma decisión y ambos conceptos ( $C2$  y  $C7$ ) ocupan las posiciones 1 y 5 de la lista ordenada. Entonces la similitud entre las explicaciones será de 3  $((5 + 1)/2 = 3)$ .

Expresado de manera analítica, la similitud se calcula mediante la siguiente expresión:

$$\text{similitud}(C^t, \text{Lista}^t) = \frac{\sum_{i=0}^N \text{posicion}(c_i^t, \text{Lista}^t)}{N} \quad (6.7)$$

En la expresión 6.7,  $C^t$  representa el conjunto de conceptos que aparecen en la explicación del sujeto en la decisión correspondiente a la ronda número  $t$ ,  $Lista^t$  representa la lista ordenada de los conceptos de la red de MAIDEN-IGT según su impacto en la decisión de la ronda  $t$ ,  $N$  es el número de conceptos pertenecientes al conjunto  $C^t$ ,  $c_i^t$  es el  $i$ -ésimo concepto del conjunto  $C^t$  y  $posicion(c_i^t, Lista^t)$  representa la posición del concepto  $c_i^t$  en la lista ordenada  $Lista^t$ .

Como la red de decisión genérica de MAIDEN-IGT contiene veinte conceptos, el valor de la similitud variará dentro del rango  $[1, 20]$ . Esta similitud será mejor cuanto más se acerque a la unidad (que representa la primera posición) y, por el contrario, un valor alto (cercano a veinte) indicaría que las explicaciones del sujeto difieren de los conceptos más importantes según el modelo.

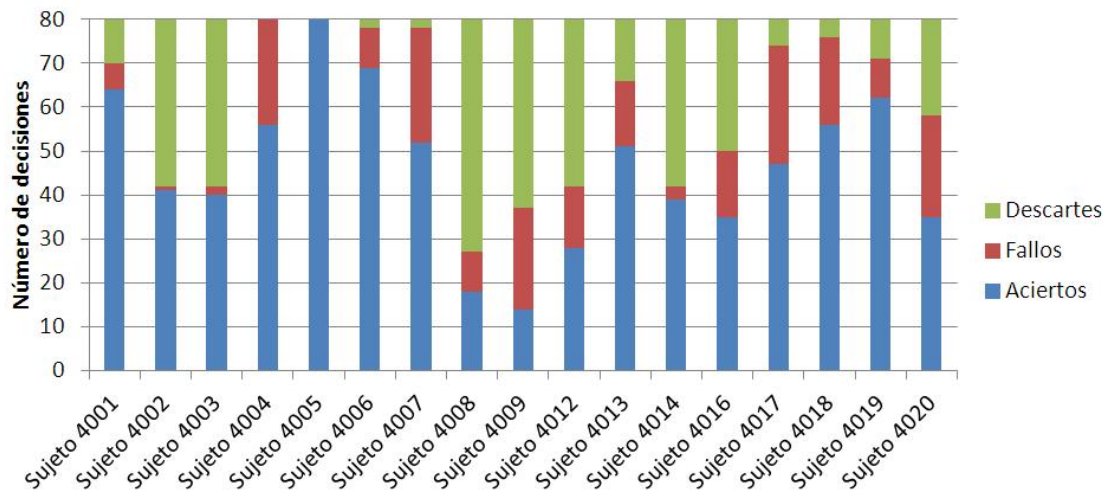
La similitud media de las explicaciones durante un juego completo estaría definida por la siguiente expresión:

$$similitudMedia = \frac{\sum_{t=20}^{100} similitud(C^t, Lista^t) * \delta_t}{\sum_{t=20}^{100} \delta_t} \quad (6.8)$$

En la expresión 6.8,  $\delta_t$  es una variable que toma el valor uno si la decisión del modelo en la ronda  $t$  es correcta (si coincide con la del sujeto) y cero si es incorrecta. De esta manera, el cálculo de la similitud entre los conceptos identificados de la explicación del sujeto en una determinada decisión y los conceptos más importantes en la decisión del modelo sólo tiene sentido si ambas decisiones coinciden.

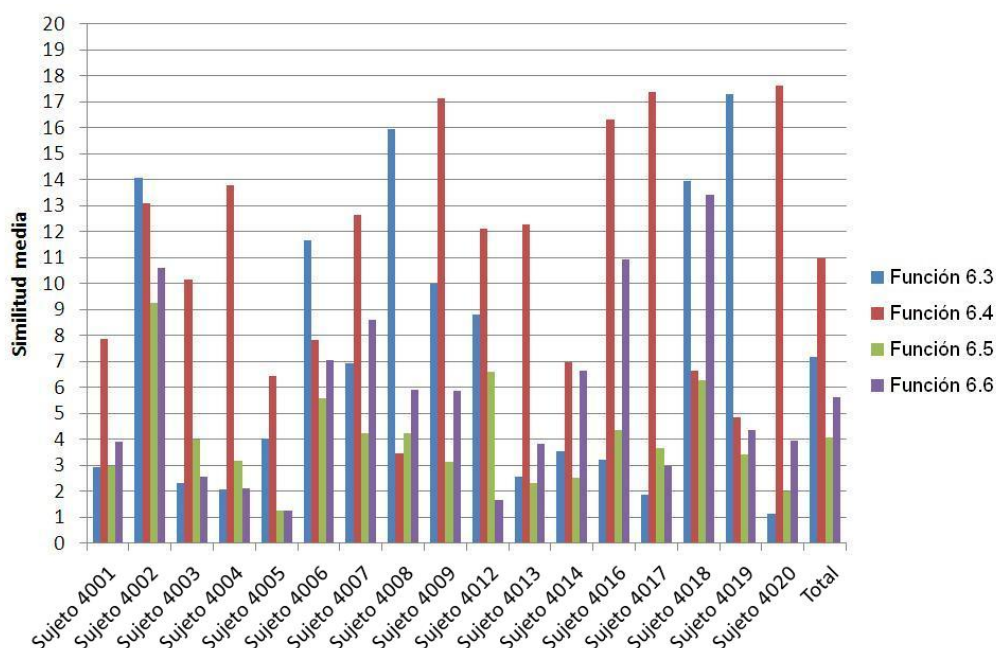
### 6.2.3. Resultados

Como se ha comentado anteriormente, la medida de similitud definida por la expresión 6.8 tiene sentido si el modelo toma las mismas decisiones que el sujeto. Así, para probar la hipótesis inicial, se ha centrado el análisis en las decisiones correctas de MAIDEN-IGT que, además, no han sido descartadas por haber dado el sujeto una explicación basada en el azar u otras preferencias no contempladas. La figura 6.4 muestra el número de decisiones de los modelos basados en MAIDEN-IGT que coinciden con las de los sujetos cuyo comportamiento están modelando, el número de decisiones descartadas y el número de decisiones no coincidentes.



**Figura 6.4.** Decisiones de los modelos basados en MAIDEN-IGT que coinciden con las de los sujetos (aciertos), decisiones descartadas (descartes) y decisiones no coincidentes (fallos).

Como se han definido cuatro funciones distintas para calcular el impacto de un concepto en la decisión de MAIDEN-IGT, se han tomado los modelos de decisión de cada sujeto, cuyos resultados se muestran en la figura 6.4, ajustados desde la decisión 20 hasta la 100, y se ha calculado la similitud media de los conceptos identificados de las explicaciones de los sujetos y los conceptos ordenados según su impacto en la decisión del modelo utilizando cada una de las funciones. La figura 6.5 y la tabla 6.1 muestran la similitud media para cada sujeto y la media total utilizando cada una de las cuatro funciones presentadas anteriormente. Nótese que la similitud es mejor cuanto menor sea su valor (la unidad representa el mejor de los casos).



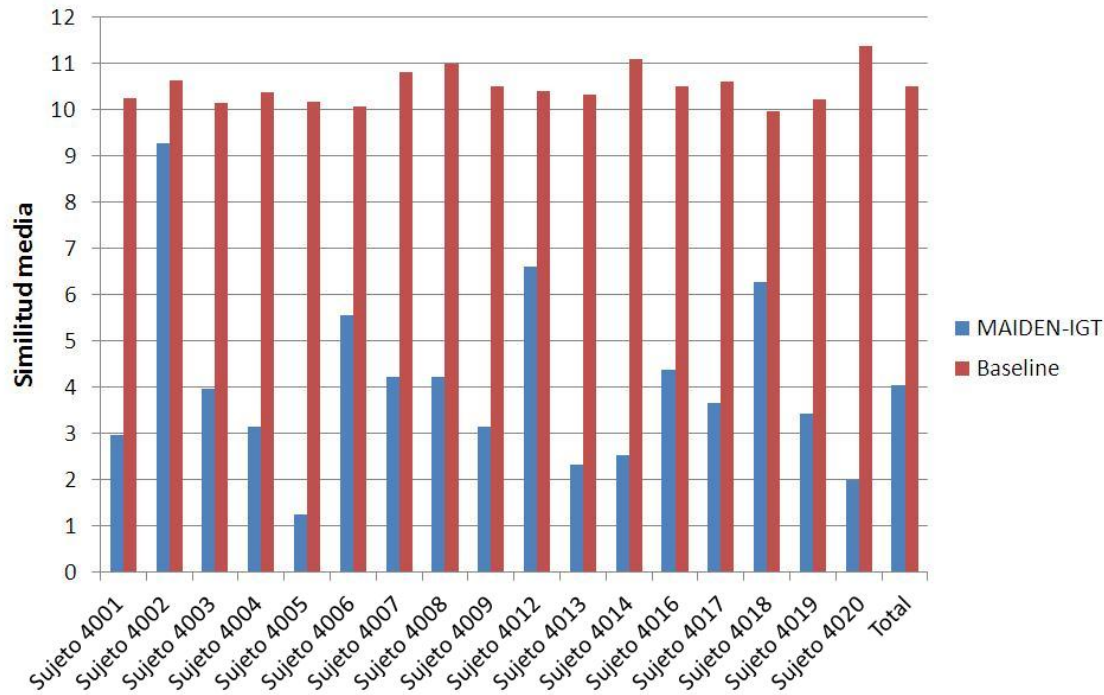
**Figura 6.5.** Similitud media de las explicaciones de cada sujeto con las distintas funciones de impacto.

Los resultados muestran que la función que obtiene una mejor similitud media total es la función 6.5, que calcula la importancia relativa de la puntuación de la baraja elegida respecto al resto según la regla de exploración de Boltzmann. Como puede comprobarse en la tabla 6.1, la similitud media utilizando la tercera función (6.5) es de 4.05, es decir, en media, los conceptos que intervienen en las explicaciones de los sujetos ocupan la cuarta posición en la lista de conceptos de MAIDEN-IGT ordenada según su impacto en la decisión de los modelos de los sujetos. Según la prueba estadística  $t$  de Student pareada entre los resultados de la función 6.5 y la función 6.6, que es la función con la segunda mejor similitud media, existe una diferencia estadísticamente significativa ( $t(16) = 2.19, p < 0.05$ ).

### 6.2.3.1. Comparación con un modelo de referencia

Actualmente no existe ningún modelo que pueda compararse con MAIDEN-IGT respecto a su facultad para ofrecer una justificación en los mismos términos que el propio sujeto tomando la misma decisión. Por ello, se ha optado por implementar a modo de referencia un modelo (*baseline*) que toma las mismas decisiones que los modelos basados en MAIDEN-IGT para cada sujeto y que, además, ordena aleatoriamente los conceptos en cada ronda, es decir, produce una explicación azarosa.

Los resultados de MAIDEN-IGT y del modelo de referencia están recogidos en la figura 6.6. El modelo de referencia, al ser aleatorio, ordena los conceptos de una forma distinta en cada ejecución por lo que se ha ejecutado diez veces con cada sujeto. Los resultados recogidos en la figura 6.6 muestran la media de las diez ejecuciones del modelo aleatorio.



**Figura 6.6.** Similitud de las explicaciones de MAIDEN-IGT y del modelo de referencia aleatorio.

El modelo de referencia tiene unos valores medios de similitud en torno a diez, en concreto, 10.49. Estos resultados muestran que MAIDEN-IGT se comporta mejor que el

Sujeto	Función 6.3	Función 6.4	Función 6.5	Función 6.6
Sujeto 4001	2.94	7.88	2.97	3.90
Sujeto 4002	14.05	13.10	9.27	10.58
Sujeto 4003	2.31	10.17	3.98	2.55
Sujeto 4004	2.05	13.80	3.15	2.10
Sujeto 4005	4.02	6.42	1.24	1.26
Sujeto 4006	11.67	7.83	5.56	7.05
Sujeto 4007	6.92	12.65	4.23	8.60
Sujeto 4008	15.94	3.44	4.22	5.89
Sujeto 4009	10.00	17.14	3.14	5.86
Sujeto 4012	8.78	12.11	6.61	1.68
Sujeto 4013	2.58	12.29	2.33	3.83
Sujeto 4014	3.55	6.97	2.52	6.65
Sujeto 4016	3.20	16.31	4.37	10.94
Sujeto 4017	1.85	17.37	3.65	2.96
Sujeto 4018	13.93	6.65	6.27	13.43
Sujeto 4019	17.28	4.83	3.43	4.35
Sujeto 4020	1.14	17.63	2.00	3.94
Total	7.19	10.98	4.05	5.62
SD	5.56	4.61	1.97	3.54

**Tabla 6.1.** Similitud media de las explicaciones de cada sujeto según el impacto calculado por cuatro funciones distintas.

modelo de referencia en todos los sujetos, llegando incluso a tener una diferencia de nueve puntos en los sujetos 4005 y 4020. Esto demuestra que la significación de la similitud entre los conceptos ordenados según el impacto y los conceptos identificados de las explicaciones de los sujetos no es azarosa.

#### 6.2.4. Comportamiento general de los participantes

A continuación se presentan los resultados detallados obtenidos respecto a las decisiones correctas y la similitud de las explicaciones de los 17 sujetos utilizados en la validación de la hipótesis principal.

Las columnas de la tabla 6.2 representan las redes de decisión ajustadas en distintos tramos  $\{(20 - 40), (20 - 60), (20 - 80) \text{ y } (20 - 100)\}$  y las filas representan los distintos bloques en los que se divide el comportamiento de cada sujeto  $\{[20 - 40], [40 - 60], [60 - 80] \text{ y } [80 - 100]\}$ . Los resultados mostrados pertenecen a las mejores redes de decisión encontradas después de ejecutar diez veces CMA-ES para cada sujeto y cada tramo. Cada celda recoge el número de decisiones correctas (Dec.), el número de decisiones descartadas (Des.) y la similitud media de las explicaciones (Exp.) de cada sujeto y de cada uno de los modelos que caracterizan su comportamiento en cada bloque del juego. La última fila representa la suma total de las decisiones correctas, la suma total de los descartes y la media total de la similitud. El número de decisiones correctas está limitado por el número de descartes, por ejemplo, el bloque 2 del sujeto 4003 de veinte decisiones contiene veinte decisiones descartadas y por ese motivo el número de decisiones correctas es cero.

Los resultados indican que hay una tendencia general a mejorar la similitud de los conceptos identificados de las explicaciones de los sujetos y los conceptos ordenados según su impacto a medida que la red de decisión se ajusta teniendo en cuenta más decisiones.

#### 6.2.5. Casos de estudio

Para finalizar el estudio, análogamente al capítulo anterior, a continuación se presenta un análisis en detalle de los casos del sujeto que menos puntuación total obtuvo (diferencia entre el número de cartas elegidas de las barajas favorables y el número de cartas elegidas de las barajas desfavorables) durante el experimento descrito en la Sección 6.2 y del sujeto que obtuvo la mejor puntuación total, mostrando así la capacidad de MAIDEN como herramienta para el estudio detallado del comportamiento de sujetos en la toma de decisiones. Se han elegido estos dos sujetos para demostrar que MAIDEN-IGT modela bien tanto a los participantes que obtienen una buena puntuación como a los que obtienen una mala puntuación.

##### 6.2.5.1. Comportamiento del sujeto 4001

El sujeto con identificador 4001 obtuvo una puntuación total de -58 y, además, fue el participante que menos dinero acumuló al final del juego (-250€). La evolución de la puntuación a lo largo de los bloques en los que se divide IGT se muestra en la figura 6.7. La puntuación total del sujeto en cada bloque indica que no evitó en ningún momento las barajas con pérdidas a largo plazo, llegando incluso a elegir siempre estas barajas en el bloque 3 [40 - 60]. Este hecho demuestra que el sujeto no aprendió la dinámica de IGT, ya que los sujetos que aprenden a evitar las barajas con pérdidas a largo plazo presentan una evolución ascendente de su puntuación total. El concepto que más veces aparece en las explicaciones del sujeto 4001 (aparece en 34 de las 80 explicaciones) es el que representa si *la última carta de esta baraja ha sido positiva* (los conceptos identificados de las explicaciones del sujeto 4001 están recogidos en el apéndice D). El hecho de que en las explicaciones

Sujeto 4001		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	14	17	17	17
	Exp.	3.87	5.05	5.14	5.00
	Des.	3	3	3	3
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		19	19	19
	Exp.		2.00	2.00	2.00
	Des.		0	0	0
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			16	16
	Exp.			2.50	2.61
	Des.			2	2
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				12
	Exp.				1.87
	Des.				5
Total [20 - 100]	Dec.	14	36	52	64
	Exp.	3.87	3.44	3.18	2.97
	Des.	3	3	5	10
Sujeto 4002		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	12	12	12	12
	Exp.	14.58	14.00	9.25	8.92
	Des.	8	8	8	8
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		15	15	15
	Exp.		15.40	8.47	9.27
	Des.		5	5	5
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			9	9
	Exp.			10.78	9.67
	Des.			11	11
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				5
	Exp.				9.40
	Des.				14
Total [20 - 100]	Dec.	12	27	36	41
	Exp.	14.58	14.78	9.31	9.27
	Des.	8	13	24	38
Sujeto 4003		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	0	0	0	0
	Exp.	-	-	-	-
	Des.	20	20	20	20
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		13	15	14
	Exp.		6.36	7.81	6.93
	Des.		5	5	5
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			17	17
	Exp.			2.88	2.06
	Des.			3	3
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				9
	Exp.				2.80
	Des.				10
Total [20 - 100]	Dec.	0	13	32	40
	Exp.	-	6.36	5.19	3.98
	Des.	20	25	28	38
Sujeto 4004		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	15	15	15	15
	Exp.	2.75	3.25	3.62	3.62
	Des.	1	1	1	1
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		15	14	14
	Exp.		1.50	2.87	2.87
	Des.		2	2	2
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			15	15
	Exp.			3.60	3.60
	Des.			2	2
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				12
	Exp.				2.33
	Des.				0
Total [20 - 100]	Dec.	15	30	44	56
	Exp.	2.75	2.37	3.37	3.15
	Des.	1	3	5	5

Sujeto 4005		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	20	20	20	20
	Exp.	1	1	1	1
	Des.	0	0	0	0
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		20	20	20
	Exp.		1.35	1.25	1.25
	Des.		0	0	0
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			20	20
	Exp.			1.25	1.25
	Des.			0	0
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				20
	Exp.				1.45
	Des.				0
Total [20 - 100]	Dec.	20	40	60	80
	Exp.	1	1.17	1.17	1.24
	Des.	0	0	0	0
Sujeto 4006		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	19	19	19	19
	Exp.	6.11	9.37	9.37	9.37
	Des.	1	1	1	1
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		18	18	18
	Exp.		4.55	4.55	4.55
	Des.		1	1	1
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			12	12
	Exp.			4.17	4.17
	Des.			0	0
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				20
	Exp.				2.15
	Des.				0
Total [20 - 100]	Dec.	19	37	49	69
	Exp.	6.11	7.02	6.32	5.56
	Des.	1	2	2	2
Sujeto 4007		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	14	14	11	11
	Exp.	13.27	13.75	2.73	2.73
	Des.	0	0	0	0
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		19	19	19
	Exp.		8.63	3.79	3.79
	Des.		1	1	1
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			17	17
	Exp.			5.70	5.70
	Des.			0	0
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				5
	Exp.				4.20
	Des.				1
Total [20 - 100]	Dec.	14	33	47	52
	Exp.	13.27	10.80	4.23	4.23
	Des.	0	1	1	2
Sujeto 4008		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	1	1	1	1
	Exp.	4	4	4	4
	Des.	18	18	18	18
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		0	0	0
	Exp.		0	0	0
	Des.		20	20	20
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			7	7
	Exp.			5.28	5.28
	Des.			8	8
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				10
	Exp.				3.50
	Des.				7
Total [20 - 100]	Dec.	1	1	8	18
	Exp.	4	4	5.12	4.22
	Des.	18	38	46	53

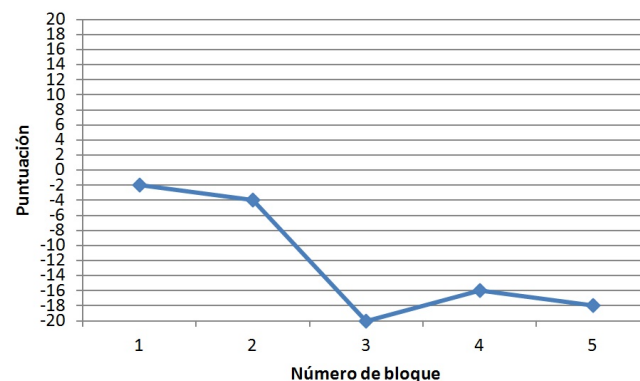
Sujeto 4009		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	5	4	5	5
	Exp.	5.80	6.50	5.60	5.80
	Des.	14	14	14	14
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		4	4	4
	Exp.		1.75	1.75	1.75
	Des.		7	7	7
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			3	2
	Exp.			1.67	2.00
	Des.			11	11
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				3
	Exp.				1.33
	Des.				11
Total [20 - 100]	Dec.	5	8	12	14
	Exp.	5.80	4.12	3.33	3.14
	Des.	14	21	32	43
Sujeto 4012		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	5	8	6	6
	Exp.	11.20	12.62	5.33	8.50
	Des.	10	10	10	10
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		5	4	5
	Exp.		13.00	4.75	20.00
	Des.		12	12	12
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			13	15
	Exp.			1.54	2.13
	Des.			0	0
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				2
	Exp.				1.00
	Des.				16
Total [20 - 100]	Dec.	5	13	23	28
	Exp.	11.20	12.77	3.09	6.61
	Des.	10	22	22	38
Sujeto 4013		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	13	14	12	12
	Exp.	2.46	2.50	1.42	1.42
	Des.	4	4	4	4
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		13	14	13
	Exp.		1.54	1.50	1.61
	Des.		1	1	1
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			10	10
	Exp.			2.54	2.27
	Des.			7	7
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				16
	Exp.				3.62
	Des.				2
Total [20 - 100]	Dec.	13	27	36	51
	Exp.	2.46	2.04	1.76	2.33
	Des.	4	5	12	14
Sujeto 4014		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	14	14	14	13
	Exp.	2.71	5.43	5.43	3.46
	Des.	5	5	5	5
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		15	15	15
	Exp.		3.53	3.53	1.93
	Des.		5	5	5
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			0	0
	Exp.			-	-
	Des.			20	20
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				11
	Exp.				2.25
	Des.				8
Total [20 - 100]	Dec.	14	29	29	39
	Exp.	2.71	4.45	4.45	2.52
	Des.	5	10	30	38

Sujeto 4016		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	2	2	2	2
	Exp.	1.00	1.00	1.00	1.00
	Des.	16	16	16	16
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		8	9	9
	Exp.		2.00	4.33	4.33
	Des.		10	10	10
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			13	13
	Exp.			2.85	2.38
	Des.			4	4
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				11
	Exp.				7.36
	Des.				0
Total [20 - 100]	Dec.	2	10	24	35
	Exp.	1.00	1.80	3.25	4.37
	Des.	16	26	30	30
Sujeto 4017		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	10	7	4	4
	Exp.	14.45	2.71	5.00	4.60
	Des.	2	2	2	2
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		11	8	15
	Exp.		13.82	2.00	6.00
	Des.		3	3	3
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			17	18
	Exp.			2.47	2.22
	Des.			1	1
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				19
	Exp.				2.15
	Des.				0
Total [20 - 100]	Dec.	10	18	29	56
	Exp.	16.50	9.49	2.69	3.65
	Des.	2	5	6	6
Sujeto 4018		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	14	14	8	8
	Exp.	10.78	9.93	5.12	5.00
	Des.	4	4	4	4
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		11	15	14
	Exp.		13.17	14.80	14.28
	Des.		0	0	0
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			13	14
	Exp.			4.93	5.18
	Des.			0	0
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				20
	Exp.				2.10
	Des.				0
Total [20 - 100]	Dec.	14	25	36	56
	Exp.	10.78	11.35	9.08	6.27
	Des.	4	4	4	4
Sujeto 4019		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	12	12	12	12
	Exp.	3.47	3.00	3.47	2.87
	Des.	5	5	5	5
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		16	16	16
	Exp.		2.94	2.94	2.75
	Des.		3	3	3
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			16	16
	Exp.			4.00	4.00
	Des.			1	1
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				18
	Exp.				4.00
	Des.				0
Total [20 - 100]	Dec.	12	28	44	62
	Exp.	3.47	2.96	3.47	3.43
	Des.	5	8	9	9

Sujeto 4020		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	3	3	3	3
	Exp.	2.00	2.00	2.00	2.00
	Des.	16	16	16	16
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		13	13	13
	Exp.		1.85	1.85	1.85
	Des.		5	5	5
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			11	11
	Exp.			1.91	1.91
	Des.			0	0
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				8
	Exp.				2.37
	Des.				1
Total [20 - 100]	Dec.	3	16	27	35
	Exp.	2.00	1.88	1.89	2.00
	Des.	16	21	21	22

**Tabla 6.2.** Número de decisiones correctas (Dec.), similitud de las explicaciones (Exp.) y número de decisiones descartadas (Des.) de los modelos característicos de cada sujeto en cada bloque.

aparezca mayoritariamente este concepto es coherente con la puntuación total obtenida, ya que este concepto no discrimina entre las barajas favorables (C y D) y las barajas desfavorables (A y B).



**Figura 6.7.** Puntuación total del sujeto 4001 en cada bloque del juego IGT.

La figura 6.8 muestra los pesos de las conexiones de las cuatro redes que modelan el comportamiento del sujeto 4001 a lo largo del juego. El apéndice E contiene las redes de todos los sujetos estudiados en este experimento. El eje de abscisas representa los veinte conceptos representados en las capas de percepción, de memoria a corto plazo y de memoria de trabajo. El eje de ordenadas contiene las dos zonas de asociación de la capa deliberativa (Zona 1 y Zona 2) y los cuatro conceptos de la capa de salida (Ganancia estimada, Riesgo ganancia, Pérdida estimada y Riesgo pérdida). Los pesos de las conexiones varían entre 1 (amarillo) y -1 (rojo). La ausencia de conexión está representada por el color negro. Como puede observarse, las dos últimas redes (20 - 80) y (20 - 100) son muy similares. Este hecho sugiere que durante las últimas cuarenta decisiones el sujeto no cambió de estrategia y tampoco incorporó nuevo conocimiento a la red de decisión. Por ejemplo, los pesos de las conexiones del concepto que representa si *la última carta de esta baraja ha sido positiva* con la capa de salida permanecen constantes en todas las redes.

La tabla 6.3 recoge el número de decisiones correctas (Dec.), el número de decisiones descartadas (Des.) y la similitud media de las explicaciones (Exp.) del sujeto 4001 y de cada uno de los modelos que caracterizan su comportamiento en cada bloque del juego.

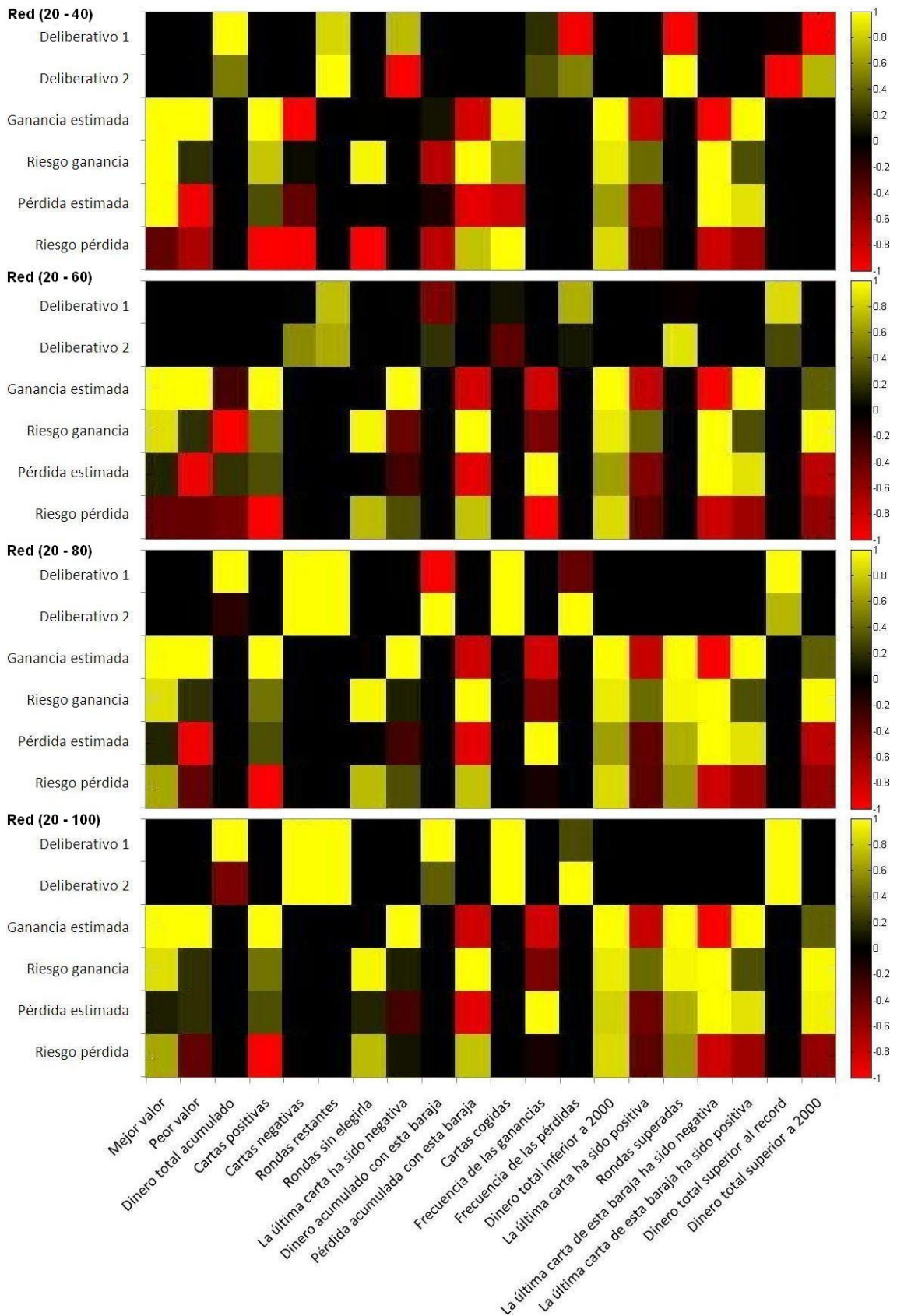


Figura 6.8. Red de decisión del sujeto 4001 ajustada en distintos tramos de decisiones.

Los resultados muestran una buena similitud de las explicaciones en cada uno de los bloques. Un dato interesante es que al considerar un nuevo bloque, los resultados de la nueva red en los bloques anteriores son similares a los de la red anterior. Por ejemplo, la red (20 - 60) tiene una similitud de 5.05 en el bloque 2 y de 2.00 en el bloque 3 y la red (20 - 80) tiene una similitud de 5.14 en el bloque 2 y de 2.00 en el bloque 3. Esto sugiere que el conocimiento empleado por el sujeto durante los bloques 2 y 3 no se altera por el conocimiento adquirido en el bloque 4.

Cabe destacar que los pesos de las conexiones se han ajustado mediante un algoritmo evolutivo para maximizar el número de decisiones coincidentes del modelo con el sujeto. La forma de operar del algoritmo evolutivo asegura que el conocimiento que usa el sujeto está representado en esos pesos pero puede que haya conexiones que no influyan en las decisiones del modelo. Por ejemplo, el peso de la conexión que une el concepto que representa la pérdida estimada al concepto que representa el peor valor de la baraja es prácticamente nulo.

### 6.2.5.2. Comportamiento del sujeto 4018

El sujeto 4018 obtuvo una puntuación total de 56 y consiguió acumular 3550€ en dinero ficticio. Esta cantidad fue la más alta entre todos los participantes. La figura 6.9 muestra la evolución de su puntuación total en cada bloque. Se puede apreciar una clara evolución ascendente en la puntuación, lo que indica una preferencia cada vez mayor por las barajas con ganancias a largo plazo hasta alcanzar una puntuación total de veinte en el último bloque. Esto indica que el sujeto aprendió la dinámica del juego. En las explicaciones del sujeto 4018 predomina el concepto que representa el *peor valor* (72 apariciones en 80 explicaciones). El hecho de que las explicaciones del sujeto contengan este concepto es coherente con la cantidad alta de dinero acumulada por el sujeto al final del juego, ya que las barajas desfavorables (A y B) tienen pérdidas más grandes y, por tanto, es uno de los conceptos discriminantes.

Las cuatro redes que modelan el comportamiento del sujeto 4018 durante los bloques en los que se divide el juego se muestran en la figura 6.10. Como en el caso anterior, el eje de abscisas de la figura 6.10 representa los conceptos de las capas inferiores de la red (capa

		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	14	17	17	17
	Exp.	3.87	5.05	5.14	5.00
	Des.	3	3	3	3
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		19	19	19
	Exp.		2.00	2.00	2.00
	Des.		0	0	0
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			16	16
	Exp.			2.50	2.61
	Des.			2	2
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				12
	Exp.				1.87
	Des.				5
Total [20 - 100]	Dec.	14	36	52	64
	Exp.	3.87	3.44	3.18	2.97
	Des.	3	3	5	10

**Tabla 6.3.** Número de decisiones correctas (Dec.), número de decisiones descartadas (Des.) y similitud (Exp.) de los conceptos ordenados según su impacto y de los conceptos identificados de las explicaciones del sujeto 4001 para cada bloque y cada red.

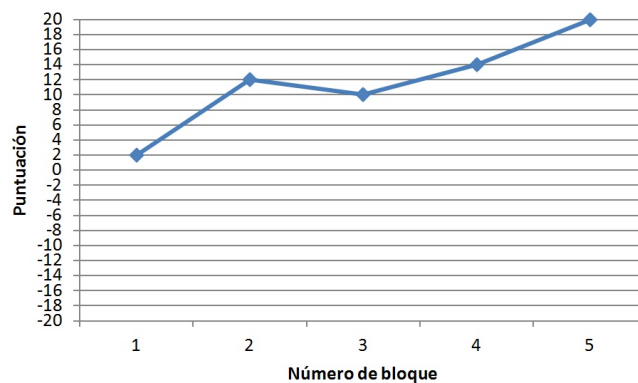
de percepción, capa de memoria a corto plazo y capa de memoria de trabajo), mientras que el eje de ordenadas contiene las zonas de asociación de la capa deliberativa (Zona 1 y Zona 2) y la capa de salida (Ganancia estimada, Riesgo ganancia, Pérdida estimada y Riesgo pérdida). Los pesos varían desde -1 (rojo) hasta 1 (amarillo), pasando por 0 (negro). Al igual que en el caso anterior, las dos últimas redes (20 - 80 y 20 - 100) son parecidas, lo que indica que el sujeto no incorporó nuevo conocimiento a la red de decisión.

El número de decisiones correctas (Dec.), el número de decisiones descartadas (Des.) y la similitud media de las explicaciones (Exp.) del sujeto 4018 y de cada uno de los modelos que caracterizan su comportamiento se muestra en la tabla 6.4.

		Mejores redes			
		(20 - 40)	(20 - 60)	(20 - 80)	(20 - 100)
Bloque 2 [20 - 40]	Dec.	14	14	8	8
	Exp.	10.78	9.93	5.12	5.00
	Des.	4	4	4	4
Bloque 3 [40 - 60]	Dec.		11	15	14
	Exp.		13.17	14.80	14.28
	Des.		0	0	0
Bloque 4 [60 - 80]	Dec.			13	14
	Exp.			4.93	5.18
	Des.			0	0
Bloque 5 [80 - 100]	Dec.				20
	Exp.				2.10
	Des.				0
Total [20 - 100]	Dec.	14	25	36	56
	Exp.	10.78	11.35	9.08	6.27
	Des.	4	4	4	4

**Tabla 6.4.** Número de decisiones correctas (Dec.), número de decisiones descartadas (Des.) y similitud (Exp.) de los conceptos ordenados según su impacto y de los conceptos identificados de las explicaciones del sujeto 4018 para cada bloque y cada red.

La similitud obtenida en el segundo bloque [40 - 60] por los cuatro modelos  $\{(20 - 40), (20 - 60), (20 - 80) \text{ y } (20 - 100)\}$  indica que éstos no representan bien las explicaciones del sujeto en dicho bloque. Durante este bloque las quince primeras explicaciones del sujeto están basadas en el concepto que representa el *peor valor* de la baraja. A continuación, el sujeto toma cuatro decisiones consecutivas que tienen una explicación basada exclusivamente en el concepto que representa el *mejor valor*. Al final, la última decisión del bloque tiene su justificación basada en ambos conceptos, el mejor y el peor valor de la baraja.



**Figura 6.9.** Puntuación total del sujeto 4018 en cada bloque del juego IGT.

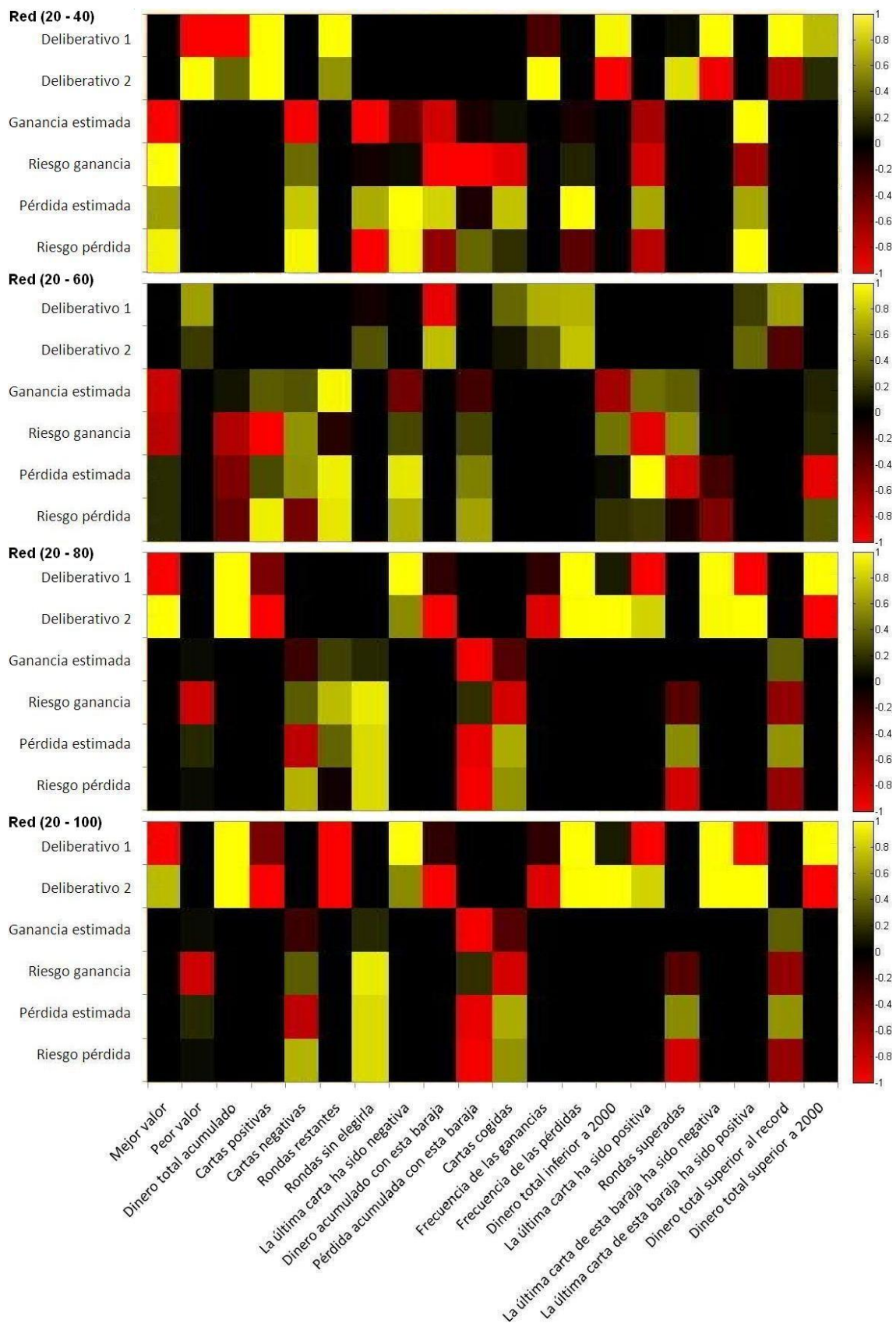


Figura 6.10. Red de decisión del sujeto 4018 ajustada en distintos tramos de decisiones.

MAIDEN-IGT no es capaz de modelar este cambio brusco de considerar el *peor valor* (que favorece a las barajas C y D) a considerar el *mejor valor* (que favorece a las barajas A y B).

### 6.3. Conclusión

Se ha demostrado la capacidad de MAIDEN-IGT como herramienta para analizar el comportamiento de los sujetos respecto a las explicaciones en el Juego de Azar de Iowa.

En este capítulo se han definido las explicaciones de los modelos basados en MAIDEN-IGT mediante los conceptos de la red de decisión que más influyen en las decisiones de los modelos. Para calcular el impacto de un concepto en la decisión del modelo se ha empleado una función basada en la regla de exploración de Boltzmann. Por último, para comparar las decisiones de los sujetos y de los modelos se ha establecido una medida de similitud entre los conceptos que aparecían en las explicaciones dadas por los sujetos y la lista ordenada de conceptos según el impacto calculado en cada modelo.

Los conceptos que aparecen en las explicaciones de los sujetos ocupan en media las cuatro primeras posiciones en la lista ordenada de conceptos según su impacto en la decisión del modelo. En media, la similitud calculada es inferior a cinco en la mayoría de los casos (trece de diecisiete).

También se ha comprobado que los resultados de la similitud son mejores que los de un modelo de referencia aleatorio. Este hecho sugiere que la similitud de los conceptos que más impacto tienen en las decisiones de MAIDEN-IGT y los conceptos de las explicaciones de los sujetos no se debe al azar sino que es fruto del conocimiento representado en la red de decisión. Con estos resultados queda probada la hipótesis de partida de este trabajo según la cual si el modelo toma las mismas decisiones que un sujeto entonces procesa el mismo conocimiento y será capaz de ofrecer una justificación de las mismas en los mismos términos que el propio sujeto.

Por último, se ha analizado el comportamiento de dos sujetos en relación a sus explicaciones, los que obtuvieron la peor y la mejor puntuación total, demostrando los distintos tipos de análisis y conclusiones que pueden obtenerse de los sujetos a través de los modelos.



## Conclusiones y trabajo futuro

*Quiero mostrarte lo que es el destino.  
Quiero probarte que nada se termina.  
Que todo está comenzando justo ahora.*

Andrzej Sapkowski, La espada del destino

**RESUMEN:** Este capítulo resume las conclusiones de este trabajo de investigación, presenta los objetivos cumplidos y plantea nuevas tareas de investigaciones próximas.

### 7.1. Introducción

Este trabajo de tesis comenzó con una idea inicial planteada en forma de hipótesis, siguió con la observación y experimentación mediante modelos computacionales y concluyó con la comprobación de la hipótesis de partida. Sin embargo, una de las aspiraciones más importantes de un trabajo de investigación es que su resultado sea considerado como fuente de nuevas preguntas. Por ello, aunque parezca paradójico, esta conclusión es provisional y este trabajo de tesis no termina aquí.

### 7.2. Recapitulación

En este trabajo de investigación se ha propuesto un modelo computacional basado en conocimiento, MAIDEN, que divide su funcionamiento en dos módulos: una red de decisión y una función de valor. La red de decisión, que es un formalismo de representación conexionista, almacena conocimiento causal siguiendo evidencias psicológicas que establecen que los seres humanos utilizan relaciones causales en el proceso de toma de decisiones (García-Retamero y Hoffrage, 2006). El segundo módulo, la función de valor, se rige por evidencias psicológicas de la Teoría de la Perspectiva (Kahneman y Tversky, 1979) y evidencias neurológicas (Glimcher, 2009). MAIDEN hace una diferenciación explícita entre ganancias y pérdidas, igual que la Teoría de la Perspectiva, en ambos módulos. La red de decisión captura una evidencia neurofisiológica importante que sugiere la existencia de dos circuitos neuronales utilizados en el proceso de toma de decisiones (Damasio, 1994). Además, cada uno de los circuitos neuronales reciben información de distintas áreas del cerebro (Romanski y LeDoux, 1992). Una característica importante de MAIDEN es que se

basa principalmente en el conocimiento adquirido con la experiencia de decisiones anteriores, el conocimiento extraído directamente del entorno y las relaciones que hay entre los conceptos que representan ambos conocimientos.

El modelado computacional cognitivo consiste en la construcción de modelos que emulan el comportamiento de un ser humano estableciendo los valores de los parámetros que define la arquitectura en la que se basan estos modelos. En este trabajo se han descrito diversos algoritmos evolutivos mediante los cuales se pueden determinar los pesos de la red de decisión de MAIDEN para ajustar el comportamiento del modelo al de un sujeto.

Se ha descrito una adaptación de MAIDEN para emular el comportamiento humano en IGT: MAIDEN-IGT. Para probar su funcionamiento se ha modelado el comportamiento de treinta y seis sujetos con MAIDEN-IGT y con otros modelos basados en teorías conocidas de toma de decisiones. Para comparar el funcionamiento de los modelos se han utilizado dos medidas. La primera medida utilizada ha sido una suma ponderada de la proporción de predicciones correctas del modelo y la probabilidad de elegir la misma baraja que el sujeto. Una predicción es correcta si la decisión del modelo y del sujeto coinciden. Cada modelo se ha optimizado por medio de un algoritmo evolutivo para emular individualmente el comportamiento de un sujeto. Como segunda medida de comparación, se ha empleado el coeficiente  $V$  de Cramer, que cuantifica la correlación entre la secuencia de decisiones de cada modelo y la secuencia de decisiones del sujeto. Los resultados experimentales recogidos indican que MAIDEN-IGT realiza predicciones más acertadas sobre el comportamiento humano que el resto de modelos.

MAIDEN-IGT es un modelo basado en el conocimiento, mientras que el resto de los modelos utilizados en la comparativa se basan en el valor de los resultados y su probabilidad. Para realizar una comparación equitativa, el conocimiento empleado por MAIDEN-IGT se ha limitado al del resto (valor y probabilidad). Sin embargo, el comportamiento de algunos sujetos indicaba que utilizaban otro conocimiento. Para probar esta hipótesis se ha realizado otro experimento con cinco sujetos a los que se entrevistó después de realizar el juego IGT. Las entrevistas demostraron que los sujetos basaban sus decisiones en conceptos que no estaban considerados en la red de decisión que utilizaba la primera versión de MAIDEN-IGT. Sin embargo, estos conceptos podían añadirse fácilmente a la red de decisión para mejorar las predicciones de MAIDEN-IGT, mejora que era imposible realizar de forma directa con los otros modelos. Se ha propuesto también una nueva red de decisión que contiene los conceptos extraídos de las entrevistas. Los resultados obtenidos con la nueva red de decisión son mejores.

Se ha demostrado que el comportamiento de los sujetos puede describirse utilizando los pesos de la red de decisión de MAIDEN-IGT.

Se ha validado la capacidad de predicción de MAIDEN-IGT en relación al comportamiento de los sujetos en IGT dividido por bloques de veinte decisiones consecutivas.

Se ha demostrado la capacidad predictiva de MAIDEN-IGT en el propio IGT y en otra tarea de toma de decisiones parecida que se denomina SGT. Para medir esta capacidad predictiva se ha optado por utilizar el estadístico  $G^2$ . MAIDEN-IGT obtiene valores de  $G^2$  mejores (en cuanto a la predicción de las decisiones humanas) que un modelo de referencia aleatorio.

Se ha presentado también una generalización de MAIDEN para tratar con una tarea de toma de decisiones denominada DSF. Esta generalización, denominada MAIDEN-DSF, obtuvo el segundo puesto en la competición presentada en (Lebiere y cols., 2010), donde el modelo podía entrenarse con el comportamiento de un grupo de sujetos con unas condiciones del juego determinadas y se aplicaba en la predicción del comportamiento de otro grupo de sujetos distinto y con unas condiciones del juego también distintas a las del entrenamiento. El resultado de la competición demuestra que el enfoque basado en el

conocimiento debería tenerse en cuenta a la hora de modelar el comportamiento humano en este tipo de tareas.

Este trabajo ha propuesto una nueva evaluación de modelos de toma de decisiones, la evaluación discreta, y se ha comparado con la evaluación continua. En la evaluación continua, el modelo parte del mismo estado inicial que el sujeto y luego toma una secuencia de decisiones actualizando su estado según los resultados obtenidos por sus propias decisiones. En cambio, en la evolución discreta el modelo parte en cada decisión del mismo estado en el que se encontraba el sujeto. Desde el punto de vista de esta tesis, la evaluación discreta es la más adecuada para estudiar el modelo propuesto ya que tanto sujeto como modelo parten siempre del mismo conocimiento.

Se ha realizado un último experimento para probar la hipótesis de partida de este trabajo, que se centra en las explicaciones de las decisiones de los sujetos. En este experimento, diecisiete sujetos realizaron el juego IGT y tuvieron que explicar cada una de sus decisiones a partir de la veinte, ya que durante las veinte primeras decisiones el sujeto no ha adquirido el conocimiento suficiente como para explicar razonadamente sus decisiones. El número de participantes es suficiente teniendo en cuenta que otros experimentos de toma de decisiones utilizan menos sujetos y que, según (Toplak y cols., 2010), el número mínimo de sujetos que deben participar en un experimento de este tipo es quince.

Se ha definido una medida de similitud entre los conceptos ordenados según su impacto en las decisiones de MAIDEN-IGT y los conceptos identificados de las explicaciones de los sujetos en cada ronda.

Para calcular el impacto de un concepto en la decisión tomada por MAIDEN-IGT se han definido cuatro funciones distintas. La función que mejores resultados ha obtenido es la función 6.5, que se basa en la regla de exploración de Boltzmann para calcular la importancia relativa de la puntuación de la baraja elegida respecto al resto.

Los resultados de la similitud media mostrados en la figura 6.6 son inferiores a cinco en trece de los diecisiete casos. Es decir, en la mayoría de los casos los conceptos identificados de las justificaciones de los sujetos ocupan las cuatro primeras posiciones de la lista ordenada según el impacto en la decisión de MAIDEN-IGT.

Se ha comprobado también que la similitud calculada es mejor que la que se obtiene con un modelo de referencia aleatorio. Esto indica que la significación de la similitud entre los conceptos identificados de las explicaciones de los sujetos y los conceptos ordenados según el impacto no se debe al azar y está definida por el conocimiento representado en la red de decisión.

Se ha analizado el comportamiento de los sujetos que consiguieron la mejor y la peor puntuación total.

Con los resultados obtenidos se ha demostrado la hipótesis inicial de este trabajo: si el modelo toma las mismas decisiones que un sujeto y procesa el mismo conocimiento, entonces será capaz de ofrecer una justificación en los mismos términos que el propio sujeto.

### 7.3. Cumplimiento de los objetivos propuestos

El desarrollo de este trabajo de investigación constata el cumplimiento de los tres objetivos preliminares expuestos en el Capítulo 1 y que se muestran a continuación:

- Se ha diseñado y desarrollado una arquitectura conexionista de toma de decisiones denominada Modelo de Análisis e Inferencia de DEcisiones basado en una red de coNceptos, (*Model of Assessment and Inference of DEcisions based on a Net of concepts*) (MAIDEN).

- MAIDEN permite construir modelos computacionales cognitivos del comportamiento de cualquier sujeto.
  - Esta arquitectura es genérica y puede abordar distintas tareas de toma de decisiones. En esta tesis se han presentado tres de ellas:
    1. Juego de Azar de Iowa, (*Iowa Gambling Task*) (IGT)
    2. Juego de Azar de Soochow, (*Soochow Gambling Task*) (SGT)
    3. Juego de las Existencias y los Flujos Dinámicos, (*Dynamic Stock and Flows task*) (DSF)
  - La arquitectura propuesta es neuropsicológicamente plausible.
  - La arquitectura sigue un enfoque basado en el conocimiento.
  - Cada modelo basado en esta arquitectura representa el conocimiento específico que utiliza el sujeto cuyo comportamiento está modelando.
  - La representación conexionista del conocimiento que utiliza MAIDEN permite añadir, eliminar o modificar el conocimiento almacenado de una manera sencilla.
  - La arquitectura aporta una herramienta experimental para analizar el comportamiento de los sujetos cuyo comportamiento quiere modelarse.
- El segundo objetivo principal alcanzado comprende la evaluación de la arquitectura propuesta:
    - Se ha validado la capacidad de MAIDEN para tomar las mismas decisiones que un sujeto comparándolo con otros modelos de toma de decisiones.
      - La medida utilizada en la comparación ha consistido en una suma ponderada de la proporción de decisiones que coinciden con las del sujeto y la probabilidad de elegir la misma baraja que el sujeto.
    - Se ha validado la arquitectura en relación a su escalabilidad, incorporando conocimiento extraído de entrevistas a sujetos.
    - Se ha comprobado la eficacia predictiva de los modelos basados en MAIDEN:
      - Dentro de una misma tarea.
      - Construyendo modelos para una tarea y utilizándolos en la predicción de las decisiones en otra tarea distinta.
  - El tercer y último objetivo principal cumplido se centra en la validación de la hipótesis de partida empleando MAIDEN.
    - Los modelos construidos con MAIDEN presentan una justificación de sus decisiones en forma de lista ordenada de conceptos de mayor a menor importancia en la decisión. Para ello, se ha definido una función que calcula el impacto de cada concepto en la decisión.
    - La similitud entre los conceptos más importantes en la decisión del modelo y los conceptos identificados de las explicaciones de los sujetos se ha realizado según la posición que ocupan los conceptos que intervienen en la explicación del sujeto en la lista ordenada de MAIDEN para cada decisión.
    - Se ha comprobado la utilidad de MAIDEN como herramienta experimental para validar hipótesis relacionadas con la toma de decisiones validando la hipótesis principal de este trabajo.

## 7.4. Aportaciones del trabajo de tesis doctoral

Son varias las aportaciones de este trabajo:

- Se ha construido un sistema de ayuda a la decisión nuevo que utiliza una representación conexionista del conocimiento (Iglesias y cols., 2011; Iglesias, del Castillo, Serrano, y Oliva, 2010b).
- Se ha realizado una revisión nueva de arquitecturas conexionistas de toma de decisiones que hasta el momento no estaba presente en la literatura (Iglesias y cols., 2010a).
- Se ha diseñado una nueva representación conexionista del conocimiento que sigue las directrices de evidencias neurofisiológicas (Iglesias y cols., 2010c).
- Se ha diseñado una nueva arquitectura genérica para construir modelos computacionales cognitivos de toma de decisiones (Iglesias y cols., 2010c).
- Se ha diseñado e implementado una interfaz de IGT que recoge las decisiones y los resultados del sujeto que esté realizando el juego. Además, permite almacenar explicaciones en lenguaje natural después de cada decisión.
- Se ha desarrollado un estudio detallado de la capacidad de varios algoritmos evolutivos en el modelado computacional cognitivo, es decir, para determinar los valores de los parámetros de MAIDEN-IGT.
- Se ha planteado una nueva medida de similitud entre la secuencia de decisiones del modelo y la de un sujeto mediante el coeficiente  $V$  de Cramer que hasta ahora no se había utilizado en este contexto (Iglesias y cols., 2012a).
- Se ha propuesto una nueva forma de evaluar modelos de toma de decisiones denominada evaluación discreta y se ha comparado con el método habitual, la evaluación continua.
- Se ha demostrado cómo el conocimiento elegido durante la construcción de la red de decisión en forma de conceptos influye en el modelado del comportamiento de un sujeto (Iglesias y cols., 2012a).
- Se han definido cuatro funciones para calcular el impacto de un concepto en la decisión final del modelo.
- Se ha presentado una nueva medida de similitud entre los conceptos identificados de las explicaciones dadas por un sujeto y los conceptos más importantes en las decisiones de MAIDEN-IGT.
- Se ha diseñado una adaptación de MAIDEN para tratar con DSF, denominada MAIDEN-DSF (Iglesias y cols., 2012b), que obtuvo el segundo puesto en la competición de DSF (Lebiere y cols., 2010).
- Se ha desarrollado una interfaz de DSF que recoge las decisiones y los resultados obtenidos por el sujeto que esté realizando el juego.

## 7.5. Trabajo futuro

Este trabajo de tesis plantea varias líneas de investigación futuras:

- Trabajo en desarrollo
  - Uno de los objetivos futuros más interesantes, desde el punto de vista de la aplicación práctica de MAIDEN, es el de ajustar individualmente MAIDEN-IGT a un grupo de sujetos de control y realizar la misma operación con un grupo de sujetos que padecen un deterioro cognitivo debido a una adicción a la metanfetamina. Analizando la información aportada por MAIDEN-IGT en un grupo y en el otro podrán obtenerse patrones de conectividad, podrá observarse cómo evoluciona la red en cada uno de ellos y qué conceptos tienen un mayor impacto en las decisiones. Una posible aplicación sería el diagnóstico precoz del deterioro cognitivo. Este trabajo se está realizando en conjunto con la Universidad de California en San Diego.
  - Otra línea de investigación que se está siguiendo consiste en el estudio del conocimiento utilizado por MAIDEN-IGT y que no aparece en las explicaciones de los sujetos. Siguiendo con esta línea, MAIDEN-IGT podría utilizarse para inferir el conocimiento inconsciente en la decisión de un sujeto.
  - Se están analizando datos recogidos por un seguidor de movimientos oculares durante IGT para estudiar las zonas de la pantalla más visitadas por los sujetos y buscar una relación con el impacto de los conceptos en las decisiones de los modelos.
- Trabajo futuro a corto plazo
  - Un objetivo a corto plazo es el diseño de una red de decisión inicialmente vacía que vaya adquiriendo conceptos a lo largo del juego, simulando así el aprendizaje del sujeto. Un analizador automático de las explicaciones de los sujetos podría inferir los conceptos que han tenido en cuenta para añadirlos a la red de decisión.
  - Sería interesante analizar cómo evoluciona la red con cada decisión, no sólo en bloques de veinte decisiones como se ha estudiado en esta tesis. Así, se podrá estudiar con detalle cómo los resultados de las decisiones anteriores influyen en los pesos de la red y cómo la red puede predecir la siguiente decisión ajustándose a las decisiones previas.
- Trabajo futuro a medio plazo
  - Como objetivo a medio plazo se plantea emplear los conceptos que tienen un mayor impacto en la decisión de los modelos para producir explicaciones en lenguaje natural.

# Apéndice



## Pseudocódigos de los algoritmos evolutivos

### A.1. Introducción

A continuación se muestra la estructura en pseudocódigo de dos de los algoritmos evolutivos más utilizados: ES y GA.

### A.2. Pseudocódigo de una Estrategia Evolutiva

```

0  Procedimiento (mu, lambda , rho, tipo_seleccion)-ES
1    g := 0;
2    inicializar(Bp(0) := {(yi(0), si(0), F(yi(0))), i=1, ..., mu});
3    Repetir
4      B0(g) := {};
5      Para l := 1 hasta lambda hacer
6        El := seleccionar_padres(Bpg, rho);
7        sl := s_recombinacion(El);
8        yl := y_recombinacion(El);
9        sm := s_mutacion(sl);
10       ym := y_mutacion(yl, sl);
11       Fl := F(ym);
12       B0(g) := { B0(g), (ym, sm, Fl)};
13     Fin Para
14     Seleccionar tipo_seleccion
15       caso (mu, lambda)
16         B0(g+1) := seleccion(B0(g), mu);
17       caso (mu + lambda)
18         B0(g+1) := seleccion(B0(g), Bp(g), mu);
19     Fin Seleccionar
20     g := g +1;
21   Hasta que condicion_terminacion
22 Fin Procedimiento

```

### A.3. Pseudocódigo de un Algoritmo Genético de Codificación Real

```
0  Procedimiento (s, pc, pm)-RCGA
1    g := 0;
2    inicializar(Pp(0) := {(ai), i=1,..., s});
3    Repetir
4      Pp(g+1) := {};
5      Pp(g+1) := seleccionar_elite(Ppg);
6      Mientras tamaño_de(Pp(g+1)) < s hacer
7        [e1, e2] := seleccionar_padres(Ppg);
8        Si aleatorio() < pc entonces
9          [d1, d2] := cruce(e1, e2);
10       Si no entonces
11         [d1, d2] := [e1, e2];
12       Fin Si
13       Para i := 1 hasta tamaño_de(d1) hacer
14         Si random() < pm entonces
15           d1 := mutacion(d1, i);
16         Fin Si
17       Fin Para
18       Para i := 1 hasta tamaño_de(d2) hacer
19         Si random() < pm entonces
20           d2 := mutacion(d2, i);
21         Fin Si
22       Fin Para
23       Pp(g+1) := { Pp(g+1), d1, d2};
24     Fin Mientras
25     g := g + 1;
26   Hasta que condicion_terminacion
27 Fin Procedimiento
```

## Aplicación de varios RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT

### B.1. Introducción

Este apéndice recoge los valores de la función de aptitud obtenidos por un RCGA con diversas configuraciones de sus parámetros ( $s$  = tamaño de la población,  $p_c$  = tasa de cruce,  $p_m$  = tasa de mutación) y sus operadores (cruce y mutación) en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento de cinco sujetos.

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
RCGA1	50	0.6	0.01	0.5829	0.0123	0.5965
	50	0.6	0.001	0.5767	0.0087	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5854	0.0123	0.5965
	50	0.8	0.001	0.5817	0.0128	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5928	0.0084	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5866	0.0098	0.5965
	100	0.8	0.01	0.5916	0.0087	0.5965
	100	0.8	0.001	0.5854	0.0123	0.5965
RCGA2	50	0.6	0.01	0.5841	0.0130	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5817	0.0114	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5903	0.0105	0.5965
	50	0.8	0.001	0.5817	0.0114	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5940	0.0114	0.6089
	100	0.6	0.001	0.5940	0.0078	0.5965
	100	0.8	0.01	0.5916	0.0087	0.5965
	100	0.8	0.001	0.5953	0.0091	0.6089
RCGA3	50	0.6	0.01	0.5779	0.0105	0.5965
	50	0.6	0.001	0.5767	0.0087	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5842	0.0143	0.6089
	50	0.8	0.001	0.5731	0.0039	0.5841
	100	0.6	0.01	0.5829	0.0091	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5792	0.0104	0.5965
	100	0.8	0.01	0.5819	0.0100	0.5971
	100	0.8	0.001	0.5780	0.0135	0.6089
RCGA4	50	0.6	0.01	0.5792	0.0087	0.5965
	50	0.6	0.001	0.5829	0.0159	0.6089
	50	0.8	0.01	0.5817	0.0128	0.5965
	50	0.8	0.001	0.5779	0.0087	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5916	0.0104	0.6089
	100	0.6	0.001	0.5841	0.0143	0.6089
	100	0.8	0.01	0.5817	0.0114	0.5965
	100	0.8	0.001	0.5817	0.0114	0.5965

Tabla B.1 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
	100	0.8	0.001	0.5891	0.0064	0.5965
RCGA5	50	0.6	0.01	0.5854	0.0148	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5730	0.0039	0.5841
	50	0.8	0.01	0.5779	0.0134	0.6089
	50	0.8	0.001	0.5730	0.0039	0.5841
	100	0.6	0.01	0.5928	0.0084	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5841	0.0143	0.6089
	100	0.8	0.01	0.5891	0.0120	0.6089
	100	0.8	0.001	0.5792	0.0104	0.5965
RCGA6	50	0.6	0.01	0.5979	0.0038	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5879	0.0131	0.6089
	50	0.8	0.01	0.5941	0.0128	0.6089
	50	0.8	0.001	0.5930	0.0103	0.6089
	100	0.6	0.01	0.6016	0.0104	0.6216
	100	0.6	0.001	0.5969	0.0058	0.6089
	100	0.8	0.01	0.5992	0.0051	0.6089
	100	0.8	0.001	0.5966	0.0057	0.6089
RCGA7	50	0.6	0.01	0.5891	0.0133	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5817	0.0114	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5878	0.0155	0.6089
	50	0.8	0.001	0.5779	0.0105	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5866	0.0128	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5878	0.0143	0.6089
	100	0.8	0.01	0.5866	0.0128	0.6089
	100	0.8	0.001	0.5903	0.0146	0.6089
RCGA8	50	0.6	0.01	0.5891	0.0145	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5767	0.0104	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5829	0.0148	0.6089
	50	0.8	0.001	0.5817	0.0114	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5903	0.0105	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5829	0.0123	0.5965
	100	0.8	0.01	0.5866	0.0128	0.6089
	100	0.8	0.001	0.5903	0.0065	0.5965
RCGA9	50	0.6	0.01	0.5730	0.0039	0.5841
	50	0.6	0.001	0.5730	0.0040	0.5844
	50	0.8	0.01	0.5755	0.0084	0.5965
	50	0.8	0.001	0.5817	0.0163	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5829	0.0123	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5767	0.0087	0.5965
	100	0.8	0.01	0.5842	0.0118	0.5974
	100	0.8	0.001	0.5743	0.0053	0.5847
RCGA10	50	0.6	0.01	0.5767	0.0104	0.5965
	50	0.6	0.001	0.5767	0.0104	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5792	0.0104	0.5965
	50	0.8	0.001	0.5755	0.0084	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5817	0.0152	0.6089
	100	0.6	0.001	0.5891	0.0133	0.6089
	100	0.8	0.01	0.5916	0.0120	0.6089
	100	0.8	0.001	0.5866	0.0128	0.6089
RCGA11	50	0.6	0.01	0.5854	0.0148	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5779	0.0105	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5817	0.0098	0.5965
	50	0.8	0.001	0.5779	0.0105	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5841	0.0130	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5891	0.0104	0.5965
	100	0.8	0.01	0.5779	0.0105	0.5965
	100	0.8	0.001	0.5804	0.0131	0.6089
RCGA12	50	0.6	0.01	0.5928	0.0118	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5917	0.0087	0.5971
	50	0.8	0.01	0.5978	0.0123	0.6089

Tabla B.1 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
	50	0.8	0.001	0.5892	0.0118	0.6089
	100	0.6	0.01	0.6015	0.0063	0.6089
	100	0.6	0.001	0.5941	0.0097	0.6089
	100	0.8	0.01	0.6027	0.0065	0.6089
	100	0.8	0.001	0.5978	0.0070	0.6089
RCGA13	50	0.6	0.01	0.5916	0.0145	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5742	0.0078	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5817	0.0140	0.6089
	50	0.8	0.001	0.5829	0.0123	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5928	0.0084	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5891	0.0087	0.5965
	100	0.8	0.01	0.5817	0.0114	0.5965
	100	0.8	0.001	0.5841	0.0101	0.5965
RCGA14	50	0.6	0.01	0.5854	0.0159	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5779	0.0105	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5779	0.0105	0.5965
	50	0.8	0.001	0.5854	0.0123	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5916	0.0087	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5903	0.0120	0.6089
	100	0.8	0.01	0.5866	0.0140	0.6089
	100	0.8	0.001	0.5854	0.0108	0.5965
RCGA15	50	0.6	0.01	0.5743	0.0098	0.5965
	50	0.6	0.001	0.5755	0.0084	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5730	0.0039	0.5841
	50	0.8	0.001	0.5730	0.0070	0.5841
	100	0.6	0.01	0.5854	0.0108	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5767	0.0104	0.5965
	100	0.8	0.01	0.5780	0.0105	0.5965
	100	0.8	0.001	0.5829	0.0137	0.6089
RCGA16	50	0.6	0.01	0.5792	0.0133	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5792	0.0104	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5792	0.0120	0.5965
	50	0.8	0.001	0.5779	0.0087	0.5965
	100	0.6	0.01	0.5953	0.0091	0.6089
	100	0.6	0.001	0.5891	0.0157	0.6089
	100	0.8	0.01	0.5903	0.0146	0.6089
	100	0.8	0.001	0.5940	0.0114	0.6089
RCGA17	50	0.6	0.01	0.5718	0.0000	0.5718
	50	0.6	0.001	0.5841	0.0130	0.5965
	50	0.8	0.01	0.5755	0.0084	0.5965
	50	0.8	0.001	0.5730	0.0039	0.5841
	100	0.6	0.01	0.5829	0.0123	0.5965
	100	0.6	0.001	0.5742	0.0052	0.5841
	100	0.8	0.01	0.5841	0.0117	0.5965
	100	0.8	0.001	0.5767	0.0087	0.5965
RCGA18	50	0.6	0.01	0.5940	0.0128	0.6089
	50	0.6	0.001	0.5867	0.0114	0.5971
	50	0.8	0.01	0.5953	0.0108	0.6089
	50	0.8	0.001	0.5856	0.0137	0.6089
	100	0.6	0.01	0.6015	0.0063	0.6089
	100	0.6	0.001	0.5953	0.0123	0.6213
	100	0.8	0.01	0.5966	0.0081	0.6089
	100	0.8	0.001	0.5892	0.0086	0.5965

**Tabla B.1.** Valores de la función de aptitud de los distintos RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento del sujeto 1001 del experimento presentado en la Sección 5.2 ( $s$  = tamaño de la población,  $p_c$  = tasa de cruce,  $p_m$  = tasa de mutación,  $E$  = media,  $SD$  = desviación típica).

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
RCGA1	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688

Tabla B.2 Continúa en la siguiente página. . .

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
	50	0.6	0.001	0.8663	0.0052	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA2	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA3	50	0.6	0.01	0.8675	0.0070	0.8811
	50	0.6	0.001	0.8663	0.0052	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8650	0.0060	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8663	0.0052	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8675	0.0039	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8689	0.0004	0.8701
	100	0.8	0.001	0.8675	0.0039	0.8688
RCGA4	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8689
	50	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8689
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0001	0.8692
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0001	0.8690
	100	0.8	0.01	0.8689	0.0002	0.8695
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8689
RCGA5	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8675	0.0039	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA6	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8665	0.0049	0.8694
	50	0.8	0.01	0.8689	0.0005	0.8702
	50	0.8	0.001	0.8689	0.0006	0.8705
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8704	0.0038	0.8811
	100	0.8	0.01	0.8691	0.0007	0.8705
	100	0.8	0.001	0.8689	0.0005	0.8703
RCGA7	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8675	0.0039	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8675	0.0039	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8675	0.0039	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA8	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8675	0.0039	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688

Tabla B.2 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA9	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8638	0.0064	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8663	0.0052	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8638	0.0064	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8675	0.0039	0.8688
RCGA10	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8689
	50	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8689
	50	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8689
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8689
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA11	50	0.6	0.01	0.8650	0.0060	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8675	0.0039	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA12	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8689	0.0004	0.8701
	50	0.8	0.01	0.8691	0.0007	0.8705
	50	0.8	0.001	0.8689	0.0005	0.8703
	100	0.6	0.01	0.8693	0.0007	0.8705
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8689
	100	0.8	0.01	0.8691	0.0007	0.8703
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA13	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA14	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8675	0.0039	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA15	50	0.6	0.01	0.8663	0.0052	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8639	0.0062	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8650	0.0060	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8663	0.0052	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8675	0.0039	0.8688
RCGA16	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688

Tabla B.2 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
	50	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8689
	50	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8689
	50	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8689
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8689
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8689
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8689
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8689
RCGA17	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8663	0.0052	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8675	0.0039	0.8688
	50	0.8	0.001	0.8675	0.0039	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.8	0.001	0.8688	0.0000	0.8688
RCGA18	50	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	50	0.6	0.001	0.8675	0.0039	0.8688
	50	0.8	0.01	0.8690	0.0005	0.8703
	50	0.8	0.001	0.8690	0.0005	0.8701
	100	0.6	0.01	0.8688	0.0000	0.8688
	100	0.6	0.001	0.8690	0.0005	0.8701
	100	0.8	0.01	0.8692	0.0006	0.8704
	100	0.8	0.001	0.8689	0.0004	0.8701

**Tabla B.2.** Valores de la función de aptitud de los distintos RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento del sujeto 1002 del experimento presentado en la Sección 5.2 ( $s$  = tamaño de la población,  $p_c$  = tasa de cruce,  $p_m$  = tasa de mutación,  $E$  = media,  $SD$  = desviación típica).

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
RCGA1	50	0.6	0.01	0.6064	0.0239	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6039	0.0186	0.6336
	50	0.8	0.01	0.5953	0.0189	0.6336
	50	0.8	0.001	0.5866	0.0473	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6163	0.0212	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6200	0.0179	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6237	0.0173	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6163	0.0195	0.6336
RCGA2	50	0.6	0.01	0.6200	0.0189	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6175	0.0226	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6076	0.0237	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6052	0.0234	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6274	0.0157	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6138	0.0204	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6274	0.0105	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6138	0.0227	0.6336
RCGA3	50	0.6	0.01	0.6114	0.0246	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6064	0.0232	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6200	0.0189	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6052	0.0255	0.6337
	100	0.6	0.01	0.6225	0.0206	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6151	0.0196	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6299	0.0084	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6262	0.0157	0.6336
RCGA4	50	0.6	0.01	0.6213	0.0165	0.6336
	50	0.6	0.001	0.5965	0.0267	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6089	0.0261	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6039	0.0421	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6237	0.0140	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6064	0.0192	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6250	0.0102	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6250	0.0102	0.6336

Tabla B.3 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
	100	0.8	0.001	0.6151	0.0146	0.6336
RCGA5	50	0.6	0.01	0.6114	0.0224	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6138	0.0220	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6213	0.0210	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6213	0.0210	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6200	0.0179	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6151	0.0212	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6262	0.0167	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6299	0.0117	0.6336
RCGA6	50	0.6	0.01	0.6127	0.0233	0.6340
	50	0.6	0.001	0.6139	0.0219	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6287	0.0187	0.6461
	50	0.8	0.001	0.6164	0.0176	0.6339
	100	0.6	0.01	0.6336	0.0000	0.6337
	100	0.6	0.001	0.6151	0.0187	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6337	0.0001	0.6339
	100	0.8	0.001	0.6250	0.0166	0.6337
RCGA7	50	0.6	0.01	0.6039	0.0204	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6039	0.0220	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6188	0.0200	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6027	0.0228	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6163	0.0227	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6175	0.0194	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6312	0.0078	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6213	0.0165	0.6336
RCGA8	50	0.6	0.01	0.6101	0.0222	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6039	0.0262	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6237	0.0163	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6138	0.0204	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6312	0.0078	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6237	0.0163	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6225	0.0206	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6299	0.0117	0.6336
RCGA9	50	0.6	0.01	0.6126	0.0175	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6114	0.0224	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6237	0.0163	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6138	0.0275	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6336	0.0000	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6250	0.0131	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6274	0.0088	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6251	0.0116	0.6336
RCGA10	50	0.6	0.01	0.6225	0.0136	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6188	0.0173	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6250	0.0131	0.6336
	50	0.8	0.001	0.5903	0.0336	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6262	0.0133	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6237	0.0152	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6287	0.0087	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6138	0.0212	0.6336
RCGA11	50	0.6	0.01	0.6200	0.0237	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6114	0.0192	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6188	0.0239	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6076	0.0257	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6076	0.0237	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6262	0.0167	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6225	0.0170	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6163	0.0235	0.6336
RCGA12	50	0.6	0.01	0.6262	0.0167	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6138	0.0204	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6336	0.0000	0.6336

Tabla B.3 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
	50	0.8	0.001	0.6262	0.0195	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6262	0.0195	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6262	0.0167	0.6338
	100	0.8	0.01	0.6336	0.0000	0.6337
	100	0.8	0.001	0.6312	0.0078	0.6336
RCGA13	50	0.6	0.01	0.6188	0.0239	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6138	0.0249	0.6336
	50	0.8	0.01	0.5990	0.0239	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6039	0.0195	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6213	0.0202	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6274	0.0134	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6163	0.0212	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6089	0.0261	0.6336
RCGA14	50	0.6	0.01	0.6200	0.0197	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6138	0.0242	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6188	0.0200	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6101	0.0148	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6312	0.0078	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6250	0.0143	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6262	0.0167	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6213	0.0202	0.6336
RCGA15	50	0.6	0.01	0.6175	0.0219	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6101	0.0244	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6225	0.0189	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6151	0.0220	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6225	0.0206	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6126	0.0176	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6237	0.0128	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6175	0.0166	0.6336
RCGA16	50	0.6	0.01	0.6225	0.0189	0.6336
	50	0.6	0.001	0.5866	0.0217	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6262	0.0167	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6126	0.0175	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6213	0.0202	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6114	0.0217	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6287	0.0157	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6225	0.0159	0.6336
RCGA17	50	0.6	0.01	0.6138	0.0256	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6002	0.0241	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6213	0.0202	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6126	0.0234	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6163	0.0195	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6114	0.0224	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6213	0.0210	0.6336
	100	0.8	0.001	0.6126	0.0175	0.6336
RCGA18	50	0.6	0.01	0.6226	0.0187	0.6336
	50	0.6	0.001	0.6175	0.0203	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6237	0.0209	0.6336
	50	0.8	0.001	0.6126	0.0248	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6336	0.0000	0.6336
	100	0.6	0.001	0.6175	0.0203	0.6336
	100	0.8	0.01	0.6250	0.0194	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6324	0.0039	0.6336

**Tabla B.3.** Valores de la función de aptitud de los distintos RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento del sujeto 1003 del experimento presentado en la Sección 5.2 ( $s$  = tamaño de la población,  $p_c$  = tasa de cruce,  $p_m$  = tasa de mutación,  $E$  = media,  $SD$  = desviación típica).

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
RCGA1	50	0.6	0.01	0.6373	0.0155	0.6460

Tabla B.4 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
	50	0.6	0.001	0.6250	0.0303	0.6460
	50	0.8	0.01	0.6126	0.0563	0.6460
	50	0.8	0.001	0.5903	0.1049	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6386	0.0064	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6299	0.0219	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6435	0.0052	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6361	0.0098	0.6460
RCGA2	50	0.6	0.01	0.6411	0.0064	0.6460
	50	0.6	0.001	0.6274	0.0157	0.6460
	50	0.8	0.01	0.6423	0.0117	0.6708
	50	0.8	0.001	0.6299	0.0143	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6361	0.0052	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6386	0.0133	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6435	0.0052	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6386	0.0157	0.6460
RCGA3	50	0.6	0.01	0.6138	0.0388	0.6460
	50	0.6	0.001	0.5322	0.1221	0.6460
	50	0.8	0.01	0.5940	0.0700	0.6336
	50	0.8	0.001	0.5496	0.0911	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6313	0.0254	0.6716
	100	0.6	0.001	0.5928	0.0710	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6225	0.0426	0.6708
	100	0.8	0.001	0.6114	0.0571	0.6831
RCGA4	50	0.6	0.01	0.6336	0.0184	0.6708
	50	0.6	0.001	0.6027	0.0468	0.6460
	50	0.8	0.01	0.6225	0.0389	0.6584
	50	0.8	0.001	0.6027	0.0287	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6373	0.0102	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6114	0.0395	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6237	0.0239	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6213	0.0154	0.6336
RCGA5	50	0.6	0.01	0.6324	0.0136	0.6460
	50	0.6	0.001	0.6225	0.0757	0.6831
	50	0.8	0.01	0.6373	0.0084	0.6460
	50	0.8	0.001	0.6411	0.0064	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6411	0.0087	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6349	0.0159	0.6708
	100	0.8	0.01	0.6299	0.0143	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6324	0.0327	0.6708
RCGA6	50	0.6	0.01	0.6665	0.0108	0.6717
	50	0.6	0.001	0.6526	0.0290	0.6717
	50	0.8	0.01	0.6563	0.0144	0.6718
	50	0.8	0.001	0.6474	0.0230	0.6955
	100	0.6	0.01	0.6600	0.0152	0.6840
	100	0.6	0.001	0.6525	0.0136	0.6716
	100	0.8	0.01	0.6638	0.0168	0.6955
	100	0.8	0.001	0.6625	0.0228	0.7079
RCGA7	50	0.6	0.01	0.6373	0.0060	0.6460
	50	0.6	0.001	0.6126	0.0731	0.6460
	50	0.8	0.01	0.6287	0.0724	0.7203
	50	0.8	0.001	0.6175	0.0369	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6435	0.0052	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6336	0.0309	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6349	0.0270	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6411	0.0064	0.6460
RCGA8	50	0.6	0.01	0.6460	0.0184	0.6955
	50	0.6	0.001	0.6163	0.0642	0.6460
	50	0.8	0.01	0.6151	0.0763	0.6460
	50	0.8	0.001	0.6497	0.0350	0.7450
	100	0.6	0.01	0.6423	0.0060	0.6460

Tabla B.4 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
	100	0.6	0.001	0.6398	0.0065	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6448	0.0039	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6398	0.0065	0.6460
RCGA9	50	0.6	0.01	0.6250	0.0203	0.6460
	50	0.6	0.001	0.5421	0.1328	0.7326
	50	0.8	0.01	0.5792	0.0729	0.6460
	50	0.8	0.001	0.5223	0.1027	0.6336
	100	0.6	0.01	0.6164	0.0560	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6262	0.0336	0.6708
	100	0.8	0.01	0.6362	0.0292	0.6716
	100	0.8	0.001	0.5928	0.0441	0.6460
RCGA10	50	0.6	0.01	0.6312	0.0344	0.6460
	50	0.6	0.001	0.5804	0.0448	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6274	0.0242	0.6460
	50	0.8	0.001	0.5693	0.0670	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6435	0.0114	0.6708
	100	0.6	0.001	0.6336	0.0117	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6373	0.0298	0.6831
	100	0.8	0.001	0.6175	0.0292	0.6460
RCGA11	50	0.6	0.01	0.6262	0.0383	0.6460
	50	0.6	0.001	0.5792	0.1034	0.6460
	50	0.8	0.01	0.5841	0.0959	0.6460
	50	0.8	0.001	0.5656	0.1032	0.6584
	100	0.6	0.01	0.6262	0.0370	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6101	0.0723	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6411	0.0087	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6188	0.0313	0.6460
RCGA12	50	0.6	0.01	0.6574	0.0182	0.6839
	50	0.6	0.001	0.6524	0.0206	0.6716
	50	0.8	0.01	0.6586	0.0331	0.7452
	50	0.8	0.001	0.6538	0.0160	0.6716
	100	0.6	0.01	0.6613	0.0221	0.7091
	100	0.6	0.001	0.6622	0.0165	0.6955
	100	0.8	0.01	0.6585	0.0131	0.6716
	100	0.8	0.001	0.6601	0.0152	0.6716
RCGA13	50	0.6	0.01	0.6411	0.0064	0.6460
	50	0.6	0.001	0.6237	0.0224	0.6460
	50	0.8	0.01	0.6163	0.0724	0.6460
	50	0.8	0.001	0.6188	0.0747	0.6831
	100	0.6	0.01	0.6448	0.0108	0.6708
	100	0.6	0.001	0.6386	0.0064	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6386	0.0120	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6361	0.0239	0.6708
RCGA14	50	0.6	0.01	0.6423	0.0131	0.6708
	50	0.6	0.001	0.6052	0.0499	0.6460
	50	0.8	0.01	0.6262	0.0293	0.6460
	50	0.8	0.001	0.6138	0.0722	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6386	0.0064	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6398	0.0088	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6287	0.0379	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6188	0.0733	0.6460
RCGA15	50	0.6	0.01	0.6015	0.0708	0.6460
	50	0.6	0.001	0.5742	0.0875	0.6336
	50	0.8	0.01	0.6015	0.0741	0.6460
	50	0.8	0.001	0.6002	0.0502	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6225	0.0357	0.6708
	100	0.6	0.001	0.6039	0.0441	0.6460
	100	0.8	0.01	0.5977	0.0764	0.6460
	100	0.8	0.001	0.5953	0.0590	0.6460
RCGA16	50	0.6	0.01	0.6386	0.0220	0.6708

Tabla B.4 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
	50	0.6	0.001	0.6027	0.0475	0.6460
	50	0.8	0.01	0.6114	0.0395	0.6460
	50	0.8	0.001	0.5891	0.0618	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6361	0.0114	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6175	0.0280	0.6460
	100	0.8	0.01	0.6336	0.0130	0.6460
	100	0.8	0.001	0.6163	0.0275	0.6460
RCGA17	50	0.6	0.01	0.6039	0.0768	0.6460
	50	0.6	0.001	0.6423	0.0314	0.7203
	50	0.8	0.01	0.5817	0.0990	0.6460
	50	0.8	0.001	0.5235	0.1291	0.6460
	100	0.6	0.01	0.6039	0.0499	0.6460
	100	0.6	0.001	0.6274	0.0615	0.6955
	100	0.8	0.01	0.5977	0.0792	0.6460
RCGA18	100	0.8	0.001	0.5977	0.0777	0.6460
	50	0.6	0.01	0.6487	0.0131	0.6716
	50	0.6	0.001	0.6512	0.0149	0.6716
	50	0.8	0.01	0.6585	0.0261	0.7203
	50	0.8	0.001	0.6436	0.0130	0.6716
	100	0.6	0.01	0.6588	0.0135	0.6716
	100	0.6	0.001	0.6548	0.0428	0.7450
100	0.8	0.01	0.6626	0.0119	0.6716	
100	0.8	0.001	0.6563	0.0177	0.6716	

**Tabla B.4.** Valores de la función de aptitud de los distintos RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento del sujeto 1004 del experimento presentado en la Sección 5.2 ( $s$  = tamaño de la población,  $p_c$  = tasa de cruce,  $p_m$  = tasa de mutación,  $E$  = media,  $SD$  = desviación típica).

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
RCGA1	50	0.6	0.01	0.7722	0.0368	0.8440
	50	0.6	0.001	0.7834	0.0704	0.8440
	50	0.8	0.01	0.7524	0.0783	0.8440
	50	0.8	0.001	0.7401	0.0655	0.8069
	100	0.6	0.01	0.7574	0.0628	0.8440
	100	0.6	0.001	0.7561	0.0952	0.8935
	100	0.8	0.01	0.7722	0.0296	0.8193
RCGA2	100	0.8	0.001	0.7685	0.0357	0.8316
	50	0.6	0.01	0.7512	0.0637	0.8069
	50	0.6	0.001	0.7314	0.0910	0.8316
	50	0.8	0.01	0.7648	0.0678	0.8440
	50	0.8	0.001	0.7561	0.0706	0.8564
	100	0.6	0.01	0.8353	0.0452	0.9059
	100	0.6	0.001	0.7660	0.0906	0.8811
RCGA3	100	0.8	0.01	0.8044	0.0209	0.8316
	100	0.8	0.001	0.7846	0.0477	0.8440
	50	0.6	0.01	0.7128	0.0844	0.8069
	50	0.6	0.001	0.6893	0.0932	0.7945
	50	0.8	0.01	0.7797	0.0804	0.8811
	50	0.8	0.001	0.7054	0.0903	0.8440
	100	0.6	0.01	0.7637	0.0454	0.8316
RCGA4	100	0.6	0.001	0.7339	0.0744	0.8069
	100	0.8	0.01	0.7908	0.0612	0.8564
	100	0.8	0.001	0.7079	0.0743	0.8069
	50	0.6	0.01	0.7846	0.0484	0.8440
	50	0.6	0.001	0.7303	0.0437	0.7821
	50	0.8	0.01	0.7920	0.0416	0.8564
	50	0.8	0.001	0.7339	0.0483	0.8069
100	0.6	0.01	0.7995	0.0374	0.8564	
100	0.6	0.001	0.7896	0.0401	0.8440	
100	0.8	0.01	0.8143	0.0482	0.8935	

Tabla B.5 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
RCGA5	100	0.8	0.001	0.7710	0.0666	0.8440
	50	0.6	0.01	0.7636	0.0578	0.8564
	50	0.6	0.001	0.7302	0.0944	0.8688
	50	0.8	0.01	0.6918	0.1104	0.8440
	50	0.8	0.001	0.7005	0.1182	0.8564
	100	0.6	0.01	0.7611	0.1009	0.8564
	100	0.6	0.001	0.7722	0.0531	0.8564
RCGA6	100	0.8	0.01	0.7438	0.0648	0.8688
	100	0.8	0.001	0.7141	0.0800	0.8193
	50	0.6	0.01	0.8380	0.0436	0.9068
	50	0.6	0.001	0.7797	0.0537	0.8440
	50	0.8	0.01	0.8292	0.0541	0.8811
	50	0.8	0.001	0.7921	0.0549	0.8688
	100	0.6	0.01	0.8492	0.0397	0.9068
RCGA7	100	0.6	0.001	0.8170	0.0589	0.9306
	100	0.8	0.01	0.8567	0.0286	0.8944
	100	0.8	0.001	0.8354	0.0345	0.8811
	50	0.6	0.01	0.7685	0.0794	0.9059
	50	0.6	0.001	0.7599	0.0737	0.8935
	50	0.8	0.01	0.6967	0.0762	0.7821
	50	0.8	0.001	0.7153	0.0932	0.8564
RCGA8	100	0.6	0.01	0.8044	0.0329	0.8564
	100	0.6	0.001	0.8118	0.0456	0.8811
	100	0.8	0.01	0.7586	0.0748	0.8688
	100	0.8	0.001	0.7524	0.0569	0.8316
	50	0.6	0.01	0.7401	0.0937	0.8440
	50	0.6	0.001	0.7846	0.0787	0.8811
	50	0.8	0.01	0.8044	0.0574	0.8811
RCGA9	50	0.8	0.001	0.7636	0.0870	0.8564
	100	0.6	0.01	0.7834	0.0590	0.8811
	100	0.6	0.001	0.7834	0.0461	0.8564
	100	0.8	0.01	0.7908	0.0519	0.8688
	100	0.8	0.001	0.7685	0.0552	0.8316
	50	0.6	0.01	0.6881	0.1091	0.8690
	50	0.6	0.001	0.6683	0.0926	0.7945
RCGA10	50	0.8	0.01	0.7970	0.0420	0.8564
	50	0.8	0.001	0.6262	0.0632	0.7203
	100	0.6	0.01	0.7599	0.0773	0.8316
	100	0.6	0.001	0.7425	0.0898	0.8316
	100	0.8	0.01	0.7652	0.0961	0.8811
	100	0.8	0.001	0.7376	0.0946	0.8193
	50	0.6	0.01	0.7660	0.0743	0.8688
RCGA11	50	0.6	0.001	0.7648	0.0734	0.8688
	50	0.8	0.01	0.7425	0.0639	0.8316
	50	0.8	0.001	0.7351	0.0620	0.8440
	100	0.6	0.01	0.8292	0.0266	0.8811
	100	0.6	0.001	0.7722	0.0531	0.8440
	100	0.8	0.01	0.7946	0.0416	0.8564
	100	0.8	0.001	0.7883	0.0409	0.8564
RCGA12	50	0.6	0.01	0.7388	0.0876	0.8688
	50	0.6	0.001	0.6955	0.0752	0.8069
	50	0.8	0.01	0.7277	0.0738	0.8316
	50	0.8	0.001	0.6967	0.0941	0.8440
	100	0.6	0.01	0.7747	0.0650	0.8440
	100	0.6	0.001	0.7673	0.0762	0.8811
	100	0.8	0.01	0.7438	0.0493	0.8069
RCGA12	100	0.8	0.001	0.7722	0.0508	0.8564
	50	0.6	0.01	0.8120	0.0754	0.9183
	50	0.6	0.001	0.7996	0.0787	0.9068
	50	0.8	0.01	0.8491	0.0511	0.9068
	50	0.8	0.001	0.8318	0.0618	0.8820

Tabla B.5 Continúa en la siguiente página...

RCGA	$s$	$p_c$	$p_m$	$E$	$SD$	MEJOR
RCGA13	100	0.6	0.01	0.8616	0.0327	0.9068
	100	0.6	0.001	0.8417	0.0389	0.8814
	100	0.8	0.01	0.8217	0.0501	0.8935
	100	0.8	0.001	0.8379	0.0487	0.9068
	50	0.6	0.01	0.7846	0.0466	0.8440
	50	0.6	0.001	0.7450	0.0620	0.8316
	50	0.8	0.01	0.7673	0.0498	0.8440
	50	0.8	0.001	0.7289	0.0698	0.8316
RCGA14	100	0.6	0.01	0.7735	0.0650	0.8564
	100	0.6	0.001	0.7858	0.0642	0.8564
	100	0.8	0.01	0.7747	0.0715	0.8440
	100	0.8	0.001	0.7735	0.0637	0.8564
	50	0.6	0.01	0.7636	0.1152	0.8564
	50	0.6	0.001	0.7537	0.0783	0.8316
	50	0.8	0.01	0.7834	0.0434	0.8564
	50	0.8	0.001	0.7005	0.1016	0.8440
RCGA15	100	0.6	0.01	0.7648	0.0653	0.8440
	100	0.6	0.001	0.7933	0.0454	0.8811
	100	0.8	0.01	0.7599	0.0680	0.8564
	100	0.8	0.001	0.7537	0.0778	0.8688
	50	0.6	0.01	0.7178	0.0922	0.8193
	50	0.6	0.001	0.6920	0.0791	0.8200
	50	0.8	0.01	0.7649	0.0861	0.8688
	50	0.8	0.001	0.7054	0.1002	0.8316
RCGA16	100	0.6	0.01	0.7923	0.0436	0.8440
	100	0.6	0.001	0.7462	0.0799	0.8316
	100	0.8	0.01	0.7599	0.0812	0.8564
	100	0.8	0.001	0.7673	0.0511	0.8564
	50	0.6	0.01	0.7302	0.0583	0.7945
	50	0.6	0.001	0.7624	0.0515	0.8193
	50	0.8	0.01	0.7723	0.0775	0.8688
	50	0.8	0.001	0.7500	0.0696	0.8440
RCGA17	100	0.6	0.01	0.8044	0.0487	0.8811
	100	0.6	0.001	0.7871	0.0587	0.8688
	100	0.8	0.01	0.7772	0.0361	0.8440
	100	0.8	0.001	0.7922	0.0407	0.8564
	50	0.6	0.01	0.6980	0.1100	0.8688
	50	0.6	0.001	0.6584	0.0685	0.7821
	50	0.8	0.01	0.7141	0.1062	0.8564
	50	0.8	0.001	0.7351	0.0833	0.8316
RCGA18	100	0.6	0.01	0.7834	0.0426	0.8440
	100	0.6	0.001	0.7710	0.0414	0.8316
	100	0.8	0.01	0.7537	0.0355	0.8193
	100	0.8	0.001	0.7425	0.0733	0.8316
	50	0.6	0.01	0.8254	0.0321	0.8688
	50	0.6	0.001	0.7537	0.0819	0.8564
	50	0.8	0.01	0.8552	0.0306	0.8935
	50	0.8	0.001	0.7759	0.0715	0.8564
	100	0.6	0.01	0.8418	0.0536	0.9068
	100	0.6	0.001	0.8408	0.0394	0.9068
	100	0.8	0.01	0.8490	0.0430	0.9059
	100	0.8	0.001	0.8306	0.0492	0.9068

**Tabla B.5.** Valores de la función de aptitud de los distintos RCGAs en el ajuste de MAIDEN-IGT al comportamiento del sujeto 1005 del experimento presentado en la Sección 5.2 ( $s$  = tamaño de la población,  $p_c$  = tasa de cruce,  $p_m$  = tasa de mutación,  $E$  = media,  $SD$  = desviación típica).



## Instrucciones del Juego de Azar de Iowa

### C.1. Introducción

Este apéndice muestra las instrucciones mostradas por pantalla a los participantes del Juego de Azar de Iowa de los experimentos presentados en este trabajo.

### C.2. Instrucciones IGT sin pedir explicaciones

En este experimento se le pedirá repetidamente que coja una carta de cualquiera de las cuatro barajas que se le mostrarán por pantalla. Podrá coger una carta haciendo click sobre la baraja que haya elegido.

Ganará cierta cantidad de dinero con cada carta que coja, pero también podrá perder otra cantidad. Es conveniente que sepa que las barajas son independientes, antes de comenzar el juego, el ordenador barajará las cartas de cada una y se las mostrará. El orden de las cartas no varía durante el juego y no sigue ninguna regla, están ordenadas aleatoriamente. Tenga muy en cuenta que algunas barajas dan más beneficios que otras.

El objetivo del juego es ganar tanto dinero como le sea posible durante 100 rondas.

Con cada elección, se le mostrará por pantalla el dinero acumulado, el número de rondas restantes y el número de cartas que quedan en cada baraja.

Comenzará con 2000€.

### C.3. Instrucciones IGT con explicaciones

En este experimento se le pedirá repetidamente que coja una carta de cualquiera de las cuatro barajas que se le mostrarán por pantalla. Podrá coger una carta haciendo click sobre la baraja que haya elegido.

Ganará cierta cantidad de dinero con cada carta que coja, pero también podrá perder otra cantidad. Es conveniente que sepa que las barajas son independientes, antes de comenzar el juego, el ordenador barajará las cartas de cada una y se las mostrará. El orden de las cartas no varía durante el juego y no sigue ninguna regla, están ordenadas aleatoriamente. Tenga muy en cuenta que algunas barajas dan más beneficios que otras.

El objetivo del juego es ganar tanto dinero como le sea posible durante 100 rondas.

Con cada elección, se le mostrará por pantalla el dinero acumulado, el número de rondas restantes y el número de cartas que quedan en cada baraja.

Comenzará con 2000€.

Justo después de algunas decisiones y antes de conocer el resultado, el juego le pedirá que explique su decisión. Podrá escribir su explicación libremente.

Por favor, sea lo más completo que pueda en las explicaciones.

# Explicaciones

## D.1. Introducción

Este apéndice recoge las decisiones tomadas, las explicaciones dadas y los resultados obtenidos por los sujetos que participaron en el experimento descrito en el Capítulo 6.

Las explicaciones corresponden a la decisión que aparece inmediatamente después. Las decisiones están representadas mediante el siguiente formato:

Ronda Baraja elegida Dinero previo Ganancia Pérdida = Dinero actual

Cada secuencia de decisiones y explicaciones de los sujetos va acompañada de un gráfico que muestra la diferencia entre el número de veces que se ha elegido alguna de las barajas favorables (las que a la larga producen ganancias) y el número de veces que se ha elegido una baraja desfavorable (las que a la larga producen pérdidas) en bloques de veinte rondas. Esta forma de representar el comportamiento de un sujeto en IGT, denominada puntuación total, es habitual en los estudios acerca del aprendizaje durante la tarea (Bechara y cols., 1994; Fernie y Tunney, 2006).

## D.2. Sujeto 4001

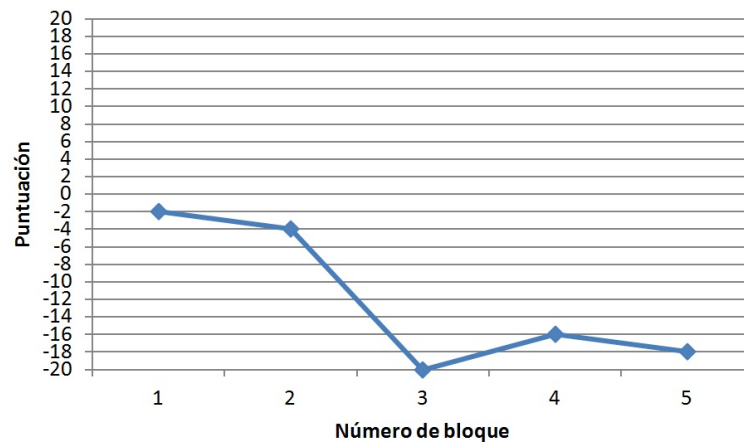


Figura D.1. Comportamiento del sujeto 4001 durante IGT.

$$1 \text{ C } 2000 + 50 \text{ 0} = 2050$$

$$2 \text{ B } 2050 + 100 \text{ 0} = 2150$$

$$3 \text{ D } 2150 + 50 \text{ 0} = 2200$$

$$4 \text{ A } 2200 + 100 - 150 = 2150$$

$$5 \text{ D } 2150 + 50 \text{ 0} = 2200$$

$$6 \text{ B } 2200 + 100 \text{ 0} = 2300$$

$$7 \text{ B } 2300 + 100 \text{ 0} = 2400$$

$$8 \text{ B } 2400 + 100 \text{ 0} = 2500$$

$$9 \text{ B } 2500 + 100 \text{ 0} = 2600$$

$$10 \text{ B } 2600 + 100 \text{ 0} = 2700$$

$$11 \text{ C } 2700 + 50 - 75 = 2675$$

$$12 \text{ B } 2675 + 100 \text{ 0} = 2775$$

$$13 \text{ B } 2775 + 100 \text{ 0} = 2875$$

$$14 \text{ B } 2875 + 100 - 1250 = 1725$$

$$15 \text{ D } 1725 + 50 \text{ 0} = 1775$$

$$16 \text{ A } 1775 + 100 - 250 = 1625$$

$$17 \text{ C } 1625 + 50 - 50 = 1625$$

$$18 \text{ D } 1625 + 50 \text{ 0} = 1675$$

$$19 \text{ D } 1675 + 50 \text{ 0} = 1725$$

$$20 \text{ D } 1725 + 50 - 250 = 1525$$

Aparentemente las demás barajas comenzaban a restar puntuación. Por ello me he decantado sobre la C para comprobar si el azar me deparaba una suma positiva

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas

$$21 \text{ C } 1525 + 50 - 50 = 1525$$

Anteriormente restaba puntos, pero estoy tratando de encontrar que regla sigue el juego

Concepto: Azar

$$22 \text{ B } 1525 + 100 \text{ 0} = 1625$$

Dado que la anterior tirada en esta baraja me ha supuesto una suma de puntos, estoy tratando de comprobar si se siguen sumando puntos con esta elección

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$23 \text{ B } 1625 + 100 \text{ 0} = 1725$$

Llevo dos cartas seguidas sumando puntos con la baraja B y supongo que habrá una tercera

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$24 \text{ B } 1725 + 100 - 1250 = 575$$

La baraja A contenía grandes restas de puntos, sin embargo es la que

más cartas posee en la actualidad y por probabilidad contendrá más posibilidades de sumar puntos

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
25 A  $575 + 100 - 0 = 675$

La anterior vez sumé puntos esta elección y trataré de ver si sigue sumando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
26 A  $675 + 100 - 350 = 425$

Tiene un mayor número de cartas con lo cuál deberá contener más cartas que suman puntos

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
27 C  $425 + 50 - 25 = 450$

Sigo sin encontrar la lógica del juego y trato de experimentar para ver qué es lo que está sucediendo

Concepto: Azar  
28 D  $450 + 50 - 0 = 500$

Voy a tratar de ver si con dos elecciones seguidas se restan puntos

Concepto: Azar  
29 D  $500 + 50 - 0 = 550$

Supongo que como las anteriores tiradas me han dado buenos resultados, voy a ver si sigue la racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
30 D  $550 + 50 - 0 = 600$

Parece que me encuentro en racha con esta baraja

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
31 D  $600 + 50 - 0 = 650$

Llevo varias rondas sumando y trataré de ver si se sigue cumpliendo la racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
32 D  $650 + 50 - 0 = 700$

Parece que sumo de poco en poco (+50), pero prefiero ir a algo seguro: prefiero sumar poco y no arriesgarme a perder mucho

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
33 D  $700 + 50 - 250 = 500$

Creo recordar que la B me había dado varias restas de puntos. Ya que quedan menos cartas, voy a ver si em-

piezan a llegar las sumas de puntos  
Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
34 B  $500 + 100 - 0 = 600$

Sigo creyendo que la B puede reportar una suma de puntos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
35 B  $600 + 100 - 0 = 700$

Creo que soy un hombre de ideas fijas... si las dos anteriores rondas he sumado puntos ¿por qué no lo voy a hacer en esta tercera?

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
36 B  $700 + 100 - 0 = 800$

Esta baraja sigue sumando... vamos a ver si lo sigue haciendo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
37 B  $800 + 100 - 0 = 900$

Realmente y, aunque lo he preguntado, desconozco si el juego tiene lógica o es simple azar... pero voy a seguir decantándome por la baraja que me ha deparado buenos resultados

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
38 B  $900 + 100 - 0 = 1000$

Parece que esta baraja sigue sumando puntos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
39 B  $1000 + 100 - 0 = 1100$

Sigo sumando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
40 B  $1100 + 100 - 0 = 1200$

Creo que estoy en racha... supongo que en breve se acabará, pero sigo en mis trece

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
41 B  $1200 + 100 - 0 = 1300$

Sigo decantándome por lo que me ha proporcionado más suerte

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
42 B  $1300 + 100 - 0 = 1400$

más de lo mismo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$43 \text{ B } 1400 + 100 - 1250 = 250$$

Tal y como suponía comienza a restar... pero tengo curiosidad por ver si sigue restando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa

$$44 \text{ B } 250 + 100 0 = 350$$

Ya que vuelve a sumar sigo apostando por esta baraja

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$45 \text{ B } 350 + 100 0 = 450$$

Voy a ver si sumo un poquito más

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$46 \text{ B } 450 + 100 0 = 550$$

Supongo que me pica la ambición y voy a ver si la baraja A, como tiene más cartas, me depara más puntos

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$47 \text{ A } 550 + 100 - 200 = 450$$

Mala elección con la A, continúo con la B

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas

$$48 \text{ B } 450 + 100 0 = 550$$

La B sigue sumando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$49 \text{ B } 550 + 100 0 = 650$$

Sigo con la opción que me está dando buenos resultados

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$50 \text{ B } 650 + 100 0 = 750$$

Sigo con la elección que más puntos me proporciona

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$51 \text{ B } 750 + 100 0 = 850$$

No quiero correr muchos riesgos y sigo con la opción B

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$52 \text{ B } 850 + 100 0 = 950$$

Sigo eligiendo la B aunque con cierto miedo porque llegue una carta que reste mucho

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$53 \text{ B } 950 + 100 0 = 1050$$

Sigo con mi última opción, sigue sumando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$54 \text{ B } 1050 + 100 0 = 1150$$

Supongo que en breve llegará una carta mala, pero de momento no me va mal con esta elección

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$55 \text{ B } 1150 + 100 0 = 1250$$

Sigo con mi última elección dado que es la que suma

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$56 \text{ B } 1250 + 100 0 = 1350$$

Sigo con mi elección, pero estoy convencido que en breve llegará una carta mala

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$57 \text{ B } 1350 + 100 0 = 1450$$

Vamos a ver si sigo sumando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$58 \text{ B } 1450 + 100 0 = 1550$$

Me extraña tanta racha buena consecutiva, pero de momento no me la quiero jugar con otra elección

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$59 \text{ B } 1550 + 100 0 = 1650$$

Sigo corriendo riesgos, quedan 26 cartas en este montón, pero desconozco cuantas cartas negativas existen

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$60 \text{ B } 1650 + 100 0 = 1750$$

Sigue siendo la que menos cartas tiene, pero sigue proporcionando buenos resultados

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$61 \text{ B } 1750 + 100 0 = 1850$$

Sigo siendo un poco cerrado. El montón B me está dando muy buenos resultados

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$62 \text{ B } 1850 + 100 - 1250 = 700$$

Sabía yo que no podía durar mucho esta racha, pero por otra parte me han salido muchas cartas negativas, con lo cuál en el montón deben de quedar valores positivos

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja

$$63 \text{ B } 700 + 100 \cdot 0 = 800$$

Trato de cambiar esta vez tratando de probar suerte. El montón D tiene bastantes cartas, pero no tantas como la A y la C... no deben de existir tantas cartas negativas en él dado que ya habrán salido algunas

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$64 \text{ D } 800 + 50 \cdot 0 = 850$$

Sigo apostando por el B, la anterior tirada elegí D pero solo sumé 50 ptos.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$65 \text{ B } 850 + 100 \cdot 0 = 950$$

Sigo con el B... no sé cuál es la razón pero tiene muchas cartas de 100 ptos.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$66 \text{ B } 950 + 100 \cdot 0 = 1050$$

Sigo tratando de sumar con el B

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$67 \text{ B } 1050 + 100 \cdot 0 = 1150$$

Siguen saliendo cartas de 100 ptos.

Voy a ver si quedan más

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$68 \text{ B } 1150 + 100 \cdot -1250 = 0$$

Me he quedado a cero... pero por otra parte en la B ya me han salido casi todas las negativas (o eso creo)

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja

$$69 \text{ B } 0 + 100 \cdot 0 = 100$$

Parece que siguen llegando las buenas

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja

$$70 \text{ B } 100 + 100 \cdot 0 = 200$$

Sigo con la opción que más suma

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja

$$71 \text{ B } 200 + 100 \cdot 0 = 300$$

Como estoy eligiendo mucho el B, voy a tratar de ver que resultados me puede ofrecer la baraja C

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$72 \text{ C } 300 + 50 \cdot 0 = 350$$

Y ahora trato de probar con la A

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$73 \text{ A } 350 + 100 \cdot 0 = 450$$

Parece que la A también suma 100... la C solo me sumó 50. Sigo tratando de ver que hay en la A

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$74 \text{ A } 450 + 100 \cdot 0 = 550$$

Vuelvo a la B, suponiendo que deben de quedar pocas cartas que resten

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja

$$75 \text{ B } 550 + 100 \cdot 0 = 650$$

Sigo con mi apuesta fija o, al menos, la que mejores resultados me ha proporcionado

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$76 \text{ B } 650 + 100 \cdot 0 = 750$$

He llegado a la mitad de la baraja B y desconozco si aún quedan las peores cartas, pero sigo confiando en mi suerte

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$77 \text{ B } 750 + 100 \cdot 0 = 850$$

Sigo sumando con esta baraja

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$78 \text{ B } 850 + 100 \cdot 0 = 950$$

Trato de arriesgar un poco más

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$79 \text{ B } 950 + 100 \cdot 0 = 1050$$

Vuelvo a intentarlo

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 80 B 1050 +100 0 = 1150

Tengo la sensación de que la B me va a dar un mal resultado y pruebo fortuna con lo baraja A  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 81 A 1150 +100 -300 = 950

Quizás la C, aunque sume de 50 en 50, no reste tanto... voy a ver si consigo suma un poquito  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 82 C 950 +50 -50 = 950

Mala elección, sigo con la A, que parece que, aunque reste, resta menos que la B  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 83 A 950 +100 0 = 1050

Sigo con la A con la esperanza de entrar en una buena racha  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 84 A 1050 +100 0 = 1150

Solo me quedan 16 rondas y la cosa se complica... pero sigo confiando en la A  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 85 B 1150 +100 0 = 1250

Voy a tratar de ver una cosa... creo haber elegido la A la anterior vez y he visto una letra B en la carta  
 Concepto: Azar  
 86 B 1250 +100 0 = 1350

Voy a tratar de ver si lo anterior fue un error  
 Concepto: Azar  
 87 A 1350 +100 -150 = 1300

Elijo la A nuevamente para cerciorarme  
 Concepto: Azar  
 88 A 1300 +100 -350 = 1050

Mal camino, me equivoqué... sigo con la que mejores resultados me proporciona... aunque por otra parte es la que más resta  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 89 B 1050 +100 0 = 1150

Voy a jugármela nuevamente  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 90 B 1150 +100 0 = 1250

Quedan solo 10 rondas y en cualquier momento me puedo quedar a cero, pero creo que es la baraja que más cartas positivas tiene  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 91 B 1250 +100 -1250 = 100

Sabía que esto no podía ir bien... sin embargo ya deben de quedar pocas cartas negativas, no?  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja  
 92 B 100 +100 0 = 200

Voy a ver si consigo quedar en un puesto aceptable... a ver si hay suerte y sigo sumando  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 93 B 200 +100 0 = 300

Espero que siga dando buenos resultados  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 94 B 300 +100 -1250 = -850

Perfecto, ya estoy en número negativos... acabo de darme cuenta de que no me voy a poder recuperar, pero voy a ver si al menos sumo algo  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 95 B -850 +100 0 = -750

Yo creo que es la baraja que más suma, a ver si no pierdo demasiado  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 96 B -750 +100 0 = -650

Ya puestos, seguimos apostando por mi elección  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 97 B -650 +100 0 = -550

De perdidos al río

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$98 \text{ B } -550 +100 \text{ 0} = -450$$

Vamos a seguir jugándonosla

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$99 \text{ B } -450 +100 \text{ 0} = -350$$

Definitivamente los juegos de cartas no son lo mío, voy a ver si sumo un poquito

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$100 \text{ B } -350 +100 \text{ 0} = -250$$

### D.3. Sujeto 4002

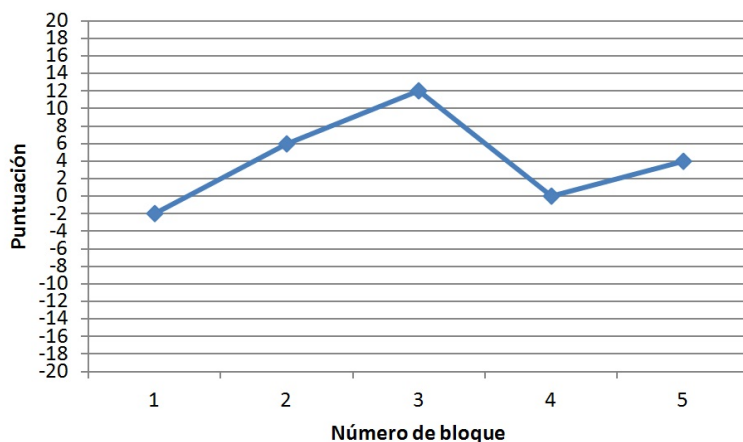


Figura D.2. Comportamiento del sujeto 4002 durante IGT.

$$1 \text{ B } 2000 + 100 \ 0 = 2100$$

$$2 \text{ D } 2100 + 100 - 250 = 1950$$

$$3 \text{ A } 1950 + 50 - 250 = 1750$$

$$4 \text{ C } 1750 + 50 - 50 = 1750$$

$$5 \text{ B } 1750 + 100 \ 0 = 1850$$

$$6 \text{ B } 1850 + 100 \ 0 = 1950$$

$$7 \text{ B } 1950 + 100 \ 0 = 2050$$

$$8 \text{ B } 2050 + 100 \ 0 = 2150$$

$$9 \text{ B } 2150 + 100 \ 0 = 2250$$

$$10 \text{ B } 2250 + 100 - 1250 = 1100$$

$$11 \text{ A } 1100 + 50 \ 0 = 1150$$

$$12 \text{ A } 1150 + 50 \ 0 = 1200$$

$$13 \text{ C } 1200 + 50 \ 0 = 1250$$

$$14 \text{ C } 1250 + 50 \ 0 = 1300$$

$$15 \text{ D } 1300 + 100 - 300 = 1100$$

$$16 \text{ C } 1100 + 50 \ 0 = 1150$$

$$17 \text{ A } 1150 + 50 \ 0 = 1200$$

$$18 \text{ B } 1200 + 100 \ 0 = 1300$$

$$19 \text{ C } 1300 + 50 - 75 = 1275$$

$$20 \text{ B } 1275 + 100 \ 0 = 1375$$

Por descarte de posibilidades, ya había seleccionado el resto.

Concepto: Azar

$$21 \text{ A } 1375 + 50 \ 0 = 1425$$

Porque la experiencia en el juego me dice que siempre hay dos resultados positivos seguidos mínimo.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$22 \text{ A } 1425 + 50 \ 0 = 1475$$

Porque la experiencia me dice que siempre hay dos resultados positivos seguidos.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$23 \text{ A } 1475 + 50 \ 0 = 1525$$

Porque tres resultados positivos seguidos son difíciles de conseguir.

Concepto: Azar

$$24 \text{ B } 1525 + 100 \ 0 = 1625$$

Porque casi siempre hay dos resultados positivos seguidos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$25 \text{ B } 1625 + 100 \ 0 = 1725$$

Para seguir con mi estudio en el que solo hay dos resultados positivos seguidos.

Concepto: Azar

$$26 C 1725 +50 -50 = 1725$$

Para probar con los resultados negativos.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa

$$27 C 1725 +50 0 = 1775$$

Para seguir investigando con resultados seguidos.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$28 C 1775 +50 -25 = 1800$$

Seguimos con el estudio.

Concepto: Azar

$$29 D 1800 +100 0 = 1900$$

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$30 D 1900 +100 0 = 2000$$

Compruebo que sólo son dos resultados seguidos positivos.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$31 D 2000 +100 -150 = 1950$$

ídem

Concepto: Azar

$$32 A 1950 +50 0 = 2000$$

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$33 A 2000 +50 0 = 2050$$

Varío y me salto la B después de la A

Concepto: Azar

$$34 C 2050 +50 -50 = 2050$$

Compruebo estudio

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa

$$35 C 2050 +50 0 = 2100$$

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$36 C 2100 +50 0 = 2150$$

Vuelvo a la B para probar

Concepto: Azar

$$37 B 2150 +100 0 = 2250$$

Sigo con mi estudio

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$38 B 2250 +100 0 = 2350$$

Vuelvo a la A para no generar rutinas

Concepto: Azar

$$39 A 2350 +50 0 = 2400$$

Sigo con el estudio

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$40 A 2400 +50 0 = 2450$$

ídem

Concepto: Azar

$$41 D 2450 +100 0 = 2550$$

Sigo con el estudio

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$42 D 2550 +100 0 = 2650$$

Juego con el azar

Concepto: Azar

$$43 C 2650 +50 -25 = 2675$$

Compruebo resultado negativo para resultado positivo doble

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa

$$44 C 2675 +50 -50 = 2675$$

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa

$$45 C 2675 +50 -50 = 2675$$

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa

$$46 C 2675 +50 0 = 2725$$

Sigo con el estudio

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$47 C 2725 +50 -50 = 2725$$

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa

$$48 C 2725 +50 0 = 2775$$

Juego con la suerte

Concepto: Azar

$$49 A 2775 +50 0 = 2825$$

Sigo con mi estudio

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$50 A 2825 +50 0 = 2875$$

Compruebo si solo hay dos resultados positivos seguidos

Concepto: La última carta de esta ba-

raja ha sido positiva  
51 A 2875 +50 0 = 2925

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
52 A 2925 +50 0 = 2975

Juego con la suerte

Concepto: Azar  
53 C 2975 +50 0 = 3025

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
54 C 3025 +50 0 = 3075

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
55 C 3075 +50 -75 = 3050

Compruebo resultado después de negativo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa  
56 C 3050 +50 -50 = 3050

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa  
57 C 3050 +50 -75 = 3025

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa  
58 C 3025 +50 -50 = 3025

Cambio para probar

Concepto: Azar  
59 D 3025 +100 0 = 3125

Sigo mi estudio

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
60 D 3125 +100 -200 = 3025

Al fallar mi estudio compruebo mas posibilidades

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa  
61 D 3025 +100 -350 = 2775

Juego con la suerte

Concepto: Azar  
62 B 2775 +100 0 = 2875

Sigo con mi estudio

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
63 B 2875 +100 0 = 2975

Varío para probar

Concepto: Azar  
64 A 2975 +50 0 = 3025

Compruebo más

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
65 A 3025 +50 -250 = 2825

Intercalo posiciones.

Concepto: Azar  
66 C 2825 +50 -50 = 2825

Pruebo

Concepto: Azar  
67 C 2825 +50 0 = 2875

Sigo mi experiencia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
68 C 2875 +50 0 = 2925

Intercalo

Concepto: Azar  
69 D 2925 +100 0 = 3025

Compruebo resultados positivos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
70 D 3025 +100 -350 = 2775

Pruebo

Concepto: Azar  
71 D 2775 +100 0 = 2875

Compruebo que después de 100 positivos no hay que repetir la misma baraja

Concepto: Azar  
72 B 2875 +100 0 = 2975

ídem

Concepto: Azar  
73 C 2975 +50 0 = 3025

Compruebo que después de 50 hay que repetir baraja

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
74 C 3025 +50 -25 = 3050

Pruebo

Concepto: Azar  
75 C 3050 +50 0 = 3100

Varío de baraja porque llevo varios positivos en la misma baraja

Concepto: Azar  
76 B 3100 +100 -1250 = 1950

Varío

Concepto: Azar

77 D 1950 +100 -250 = 1800

Pruebo

Concepto: Azar

78 D 1800 +100 -200 = 1700

Intercalo

Concepto: Azar

79 A 1700 +50 0 = 1750

Pruebo resultado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

80 A 1750 +50 0 = 1800

Intercalo y pruebo

Concepto: Azar

81 C 1800 +50 0 = 1850

Pruebo estudio

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

82 C 1850 +50 -75 = 1825

Varío por probar

Concepto: Azar

83 B 1825 +100 0 = 1925

Compruebo buen resultado de 100

Concepto: Azar

84 D 1925 +100 0 = 2025

ídem

Concepto: Azar

85 A 2025 +50 0 = 2075

Comprueba regla

Concepto: Azar

86 A 2075 +50 0 = 2125

Busco reglas

Concepto: Azar

87 B 2125 +100 0 = 2225

ídem

Concepto: Azar

88 D 2225 +100 -150 = 2175

ídem

Concepto: Azar

89 C 2175 +50 -25 = 2200

ídem

Concepto: Azar

90 C 2200 +50 0 = 2250

ídem

Concepto: Azar

91 C 2250 +50 0 = 2300

Busco reglas

Concepto: Azar

92 B 2300 +100 0 = 2400

ídem

Concepto: Azar

93 D 2400 +100 0 = 2500

Sigo en la búsqueda de reglas

Concepto: Azar

94 A 2500 +50 0 = 2550

ídem

Concepto: Azar

95 A 2550 +50 0 = 2600

ídem

Concepto: Azar

96 B 2600 +100 0 = 2700

ídem

Concepto: Azar

97 D 2700 +100 -300 = 2500

ídem

Concepto: Azar

98 C 2500 +50 -50 = 2500

ídem

Concepto: Azar

99 C 2500 +50 -50 = 2500

ídem

Concepto: Azar

100 C 2500 +50 0 = 2550

## D.4. Sujeto 4003

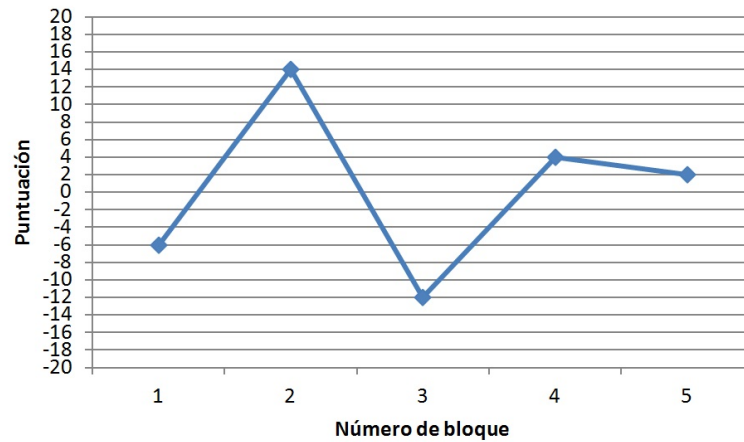


Figura D.3. Comportamiento del sujeto 4003 durante IGT.

$$1 \text{ B } 2000 + 100 \text{ 0} = 2100$$

$$2 \text{ C } 2100 + 100 \text{ 0} = 2200$$

$$3 \text{ B } 2200 + 100 - 300 = 2000$$

$$4 \text{ A } 2000 + 50 \text{ 0} = 2050$$

$$5 \text{ D } 2050 + 50 - 25 = 2075$$

$$6 \text{ B } 2075 + 100 - 150 = 2025$$

$$7 \text{ C } 2025 + 100 \text{ 0} = 2125$$

$$8 \text{ B } 2125 + 100 - 250 = 1975$$

$$9 \text{ B } 1975 + 100 \text{ 0} = 2075$$

$$10 \text{ B } 2075 + 100 \text{ 0} = 2175$$

$$11 \text{ B } 2175 + 100 \text{ 0} = 2275$$

$$12 \text{ A } 2275 + 50 \text{ 0} = 2325$$

$$13 \text{ C } 2325 + 100 \text{ 0} = 2425$$

$$14 \text{ D } 2425 + 50 - 75 = 2400$$

$$15 \text{ C } 2400 + 100 \text{ 0} = 2500$$

$$16 \text{ A } 2500 + 50 \text{ 0} = 2550$$

$$17 \text{ A } 2550 + 50 \text{ 0} = 2600$$

$$18 \text{ B } 2600 + 100 \text{ 0} = 2700$$

$$19 \text{ C } 2700 + 100 \text{ 0} = 2800$$

$$20 \text{ D } 2800 + 50 \text{ 0} = 2850$$

Por ninguna razón especial  
Concepto: Azar

$$21 \text{ A } 2850 + 50 \text{ 0} = 2900$$

Es la inicial de mi nombre  
Concepto: Azar

$$22 \text{ B } 2900 + 100 - 350 = 2650$$

Es correlativa a la A y a la B  
Concepto: Azar

$$23 \text{ C } 2650 + 100 \text{ 0} = 2750$$

Sigo el orden alfabético  
Concepto: Azar

$$24 \text{ D } 2750 + 50 \text{ 0} = 2800$$

He empezado de nuevo con la primera letra del abecedario

Concepto: Azar

$$25 \text{ A } 2800 + 50 - 250 = 2600$$

Vuelvo a la misma baraja a ver si logro entender cómo funciona el juego

Concepto: Azar

$$26 \text{ A } 2600 + 50 \text{ 0} = 2650$$

Sigo sin enterarme, luego vuelvo de nuevo

Concepto: Azar

$$27 \text{ A } 2650 + 50 \text{ 0} = 2700$$

Sigo buscando respuestas en el juego

Concepto: Azar  
28 A  $2700 + 50 \cdot 0 = 2750$

Sigo en lo mismo  
Concepto: Azar  
29 A  $2750 + 50 \cdot 0 = 2800$

Estoy buscando una cifra más alta  
Concepto: Azar  
30 A  $2800 + 50 \cdot 0 = 2850$

Sigo buscando una cifra más alta  
Concepto: Azar  
31 A  $2850 + 50 \cdot 0 = 2900$

Sigo buscando sumar más puntos  
Concepto: Azar  
32 A  $2900 + 50 \cdot 0 = 2950$

Voy a ver si sumo más de 50 de una vez  
Concepto: Azar  
33 A  $2950 + 50 \cdot 0 = 3000$

Sigo en lo mismo  
Concepto: Azar  
34 A  $3000 + 50 \cdot 0 = 3050$

He cambiado a ver si sumo más con esta baraja  
Concepto: Azar  
35 D  $3050 + 50 \cdot 0 = 3100$

Vuelvo a intentarlo  
Concepto: Azar  
36 D  $3100 + 50 \cdot -50 = 3100$

Vuelvo a intentarlo para ver cómo funciona  
Concepto: Azar  
37 D  $3100 + 50 \cdot 0 = 3150$

Sigo buscando otra cifra diferente  
Concepto: Azar  
38 D  $3150 + 50 \cdot -50 = 3150$

Sigo buscando otra cifra  
Concepto: Azar  
39 D  $3150 + 50 \cdot 0 = 3200$

Cambio a ver cómo se comporta esta baraja  
Concepto: Azar  
40 C  $3200 + 100 \cdot 0 = 3300$

Sigo con ella porque he obtenido mejor resultado  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
41 C  $3300 + 100 \cdot -1250 = 2150$

Ahora no me gusta tanto el resultado, pero continuo por si mejora

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
42 C  $2150 + 100 \cdot 0 = 2250$

Vuelvo a insistir a ver si recupero  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
43 C  $2250 + 100 \cdot 0 = 2350$

Estoy en racha!  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
44 C  $2350 + 100 \cdot -1250 = 1200$

Me he desengañado de la C, y pruebo con la B  
Concepto: Azar  
45 B  $1200 + 100 \cdot -200 = 1100$

No me gusta mucho la B, pero le doy otra oportunidad  
Concepto: Azar  
46 B  $1100 + 100 \cdot -200 = 1000$

La B tampoco me gusta, pruebo con la A  
Concepto: Azar  
47 A  $1000 + 50 \cdot 0 = 1050$

Sigo con ella, lenta pero segura  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
48 A  $1050 + 50 \cdot 0 = 1100$

Vuelvo a insistir con la A, que me da mejor resultado  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
49 A  $1100 + 50 \cdot -250 = 900$

Es la más lejana a la A, de la que vengo huyendo  
Concepto: Azar  
50 D  $900 + 50 \cdot -50 = 900$

La D tampoco me ha gustado  
Concepto: Azar  
51 C  $900 + 100 \cdot 0 = 1000$

Vuelvo a insistir porque el resultado anterior ha sido favorable  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
52 C  $1000 + 100 \cdot 0 = 1100$

Me gusta esta baraja, por el momento  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
53 C  $1100 + 100 \cdot 0 = 1200$

Me sigue gustando  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
54 C  $1200 + 100 \cdot 0 = 1300$

Me sigue gustando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$55 \text{ C } 1300 + 100 \text{ 0} = 1400$$

Creo que me va a dar el palo en cualquier momento, pero sigo con ella

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$56 \text{ C } 1400 + 100 \text{ 0} = 1500$$

Como no me ha dado el palo, sigo con ella

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$57 \text{ C } 1500 + 100 \text{ 0} = 1600$$

¿Será esta la buena? No confío del todo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$58 \text{ C } 1600 + 100 \text{ 0} = 1700$$

Seguimos en racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$59 \text{ C } 1700 + 100 \text{ 0} = 1800$$

Seguimos en racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$60 \text{ C } 1800 + 100 \text{ 0} = 1900$$

Seguimos en racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$61 \text{ C } 1900 + 100 \text{ 0} = 2000$$

Seguimos en racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$62 \text{ C } 2000 + 100 \text{ 0} = 2100$$

Seguimos en racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$63 \text{ C } 2100 + 100 \text{ 0} = 2200$$

Seguimos en racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$64 \text{ C } 2200 + 100 \text{ 0} = 2300$$

Seguimos en racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$65 \text{ C } 2300 + 100 - 1250 = 1150$$

La C me ha dejado seca, volvemos con mi inicial

Concepto: Azar

$$66 \text{ B } 1150 + 100 \text{ 0} = 1250$$

Parece que va bien por el momento

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$67 \text{ B } 1250 + 100 \text{ 0} = 1350$$

Seguimos bien, pero no me fio

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$68 \text{ B } 1350 + 100 - 350 = 1100$$

Sabía que me la iban a clavar, pero no pensé que fuera tan pronto. Vamos a probar con ésta

Concepto: Azar

$$69 \text{ A } 1100 + 50 \text{ 0} = 1150$$

Seguimos lentamente sumando

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$70 \text{ A } 1150 + 50 \text{ 0} = 1200$$

Seguimos sumando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$71 \text{ A } 1200 + 50 \text{ 0} = 1250$$

Seguimos sumando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$72 \text{ A } 1250 + 50 \text{ 0} = 1300$$

Seguimos sumando lentamente

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$73 \text{ A } 1300 + 50 - 250 = 1100$$

Son todas mentirosas, me alejo lo más que puedo de la A

Concepto: Azar

$$74 \text{ D } 1100 + 50 \text{ 0} = 1150$$

Seguimos con la D, por el momento

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$75 \text{ D } 1150 + 50 \text{ 0} = 1200$$

Seguimos con la D, por el momento

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$76 \text{ D } 1200 + 50 \text{ 0} = 1250$$

Una vez más

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$77 \text{ D } 1250 + 50 - 50 = 1250$$

Quiero saber si me sigue restando o no  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa  
 $78 D 1250 + 50 0 = 1300$

Vuelvo a intentarlo, a ver si resta o no  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $79 D 1300 + 50 - 50 = 1300$

De nuevo lo intento, no escarmiento  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa  
 $80 D 1300 + 50 - 75 = 1275$

No me ha gustado el comportamiento de la D  
 Concepto: Azar  
 $81 C 1275 + 100 0 = 1375$

De momento vamos bien  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $82 C 1375 + 100 0 = 1475$

He cambiado por no esperar a que me reste la C  
 Concepto: Azar  
 $83 B 1475 + 100 0 = 1575$

Voy a ver qué pasa alternando C y B  
 Concepto: Azar  
 $84 C 1575 + 100 0 = 1675$

Sigo alternando B y C  
 Concepto: Azar  
 $85 B 1675 + 100 - 150 = 1625$

Sigo alternando C y B  
 Concepto: Azar  
 $86 C 1625 + 100 0 = 1725$

Sigo alternando, a ver qué pasa  
 Concepto: Azar  
 $87 B 1725 + 100 - 300 = 1525$

Sigo alternando C y B  
 Concepto: Azar  
 $88 C 1525 + 100 0 = 1625$

Sigo con la C, porque la B no me ha gustado  
 Concepto: Azar

$89 C 1625 + 100 - 1250 = 475$

Ya no quiero ni ver la C ni la B  
 Concepto: Azar  
 $90 A 475 + 50 0 = 525$

Volvemos a ver si recuperamos  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $91 A 525 + 50 0 = 575$

Vamos a darle una oportunidad a la D  
 Concepto: Azar  
 $92 D 575 + 50 - 50 = 575$

Sólo me queda la A, a ver qué pasa  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $93 A 575 + 50 0 = 625$

Seguimos con ella  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $94 A 625 + 50 0 = 675$

Seguimos con ella  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $95 A 675 + 50 0 = 725$

Seguimos con la A  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $96 A 725 + 50 0 = 775$

Seguimos con la A  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $97 A 775 + 50 0 = 825$

Seguimos sumando lentamente  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $98 A 825 + 50 0 = 875$

Seguimos sumando  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $99 A 875 + 50 0 = 925$

¿Me dará el palo en la última tirada?  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $100 A 925 + 50 0 = 975$

## D.5. Sujeto 4004

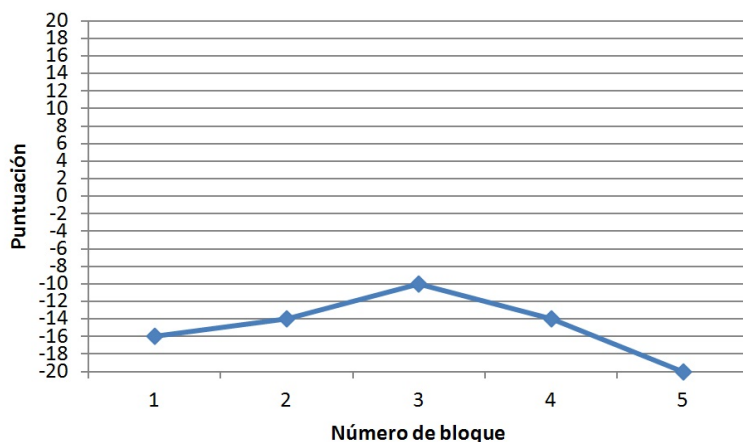


Figura D.4. Comportamiento del sujeto 4004 durante IGT.

$$1 \text{ A } 2000 + 100 \text{ 0} = 2100$$

$$2 \text{ B } 2100 + 50 \text{ 0} = 2150$$

$$3 \text{ C } 2150 + 100 - 150 = 2100$$

$$4 \text{ D } 2100 + 50 \text{ 0} = 2150$$

$$5 \text{ A } 2150 + 100 \text{ 0} = 2250$$

$$6 \text{ A } 2250 + 100 \text{ 0} = 2350$$

$$7 \text{ A } 2350 + 100 \text{ 0} = 2450$$

$$8 \text{ A } 2450 + 100 \text{ 0} = 2550$$

$$9 \text{ A } 2550 + 100 - 1250 = 1400$$

$$10 \text{ A } 1400 + 100 \text{ 0} = 1500$$

$$11 \text{ A } 1500 + 100 \text{ 0} = 1600$$

$$12 \text{ A } 1600 + 100 \text{ 0} = 1700$$

$$13 \text{ A } 1700 + 100 \text{ 0} = 1800$$

$$14 \text{ A } 1800 + 100 \text{ 0} = 1900$$

$$15 \text{ A } 1900 + 100 \text{ 0} = 2000$$

$$16 \text{ A } 2000 + 100 \text{ 0} = 2100$$

$$17 \text{ A } 2100 + 100 \text{ 0} = 2200$$

$$18 \text{ A } 2200 + 100 \text{ 0} = 2300$$

$$19 \text{ A } 2300 + 100 \text{ 0} = 2400$$

$$20 \text{ A } 2400 + 100 \text{ 0} = 2500$$

Porque he observado que la baraja A da +100 hasta que se llega a 2500. Una vez ahí, se resta 1250 y otra vez se repite el incremento de 100. Y así sucesivamente hasta llegar a 2500. Así que voy a probar la siguiente opción B a ver si suma

Concepto: Dinero acumulado

$$21 \text{ B } 2500 + 50 - 50 = 2500$$

Quiero ver si se repite el comportamiento de +50 -50

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$22 \text{ B } 2500 + 50 \text{ 0} = 2550$$

Creo que va a seguir sumando +50 y que solo resta al tener 2500 de puntuación

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$23 \text{ B } 2550 + 50 - 25 = 2575$$

Quiero ver si suma, con la B ya me han restado 25 y por ahora tengo el récord y quiero mantenerlo

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas

$$24 \text{ C } 2575 + 100 - 350 = 2325$$

Quiero ver el comportamiento de la baraja C, sólo con una elección no

sé cómo actúa

Concepto: Azar

$$25 \text{ C } 2325 +100 \ 0 = 2425$$

¿A lo mejor se repite el comportamiento de la A y suma +100 hasta llegar a una cantidad? Quiero probarlo

Concepto: Dinero acumulado

$$26 \text{ C } 2425 +100 \ 0 = 2525$$

Efectivamente, parece ser que es así. Voy a probar suerte hasta que decrementemente

Concepto: Dinero acumulado

$$27 \text{ C } 2525 +100 \ -300 = 2325$$

Parece que suma +100 hasta llegar a 2500

Concepto: Dinero acumulado

$$28 \text{ A } 2325 +100 \ 0 = 2425$$

Por lo dicho anteriormente

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$29 \text{ A } 2425 +100 \ 0 = 2525$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$30 \text{ A } 2525 +100 \ -1250 = 1375$$

No me he dado cuenta de parar de coger de la A hasta llegar a 2500. Fallo!

Concepto: Azar

$$31 \text{ A } 1375 +100 \ 0 = 1475$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$32 \text{ A } 1475 +100 \ 0 = 1575$$

Voy a sumar hasta llegar a 2500

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$33 \text{ A } 1575 +100 \ 0 = 1675$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$34 \text{ A } 1675 +100 \ 0 = 1775$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$35 \text{ A } 1775 +100 \ 0 = 1875$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$36 \text{ A } 1875 +100 \ 0 = 1975$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$37 \text{ A } 1975 +100 \ 0 = 2075$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$38 \text{ A } 2075 +100 \ 0 = 2175$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$39 \text{ A } 2175 +100 \ 0 = 2275$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$40 \text{ A } 2275 +100 \ -1250 = 1125$$

Parece ser que estaba equivocado con la A. Voy a probar con la D que no la he elegido hasta ahora

Concepto: Rondas sin elegirla

$$41 \text{ D } 1125 +50 \ 0 = 1175$$

¿Voy a seguir sumando +50?

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$42 \text{ D } 1175 +50 \ 0 = 1225$$

+50 me parece sumar poco, voy a probar con la B

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$43 \text{ B } 1225 +50 \ 0 = 1275$$

¿Seguiré sumando +50?

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$44 \text{ B } 1275 +50 \ 0 = 1325$$

ídem

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$45 \text{ B } 1325 +50 \ 0 = 1375$$

+50 me parece poco, sigo con la C a ver

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$46 \text{ C } 1375 +100 \ -250 = 1225$$

Quiero ver cómo se comporta

Concepto: Azar

$$47 C \ 1225 +100 -200 = 1125$$

No parece muy buena idea de elección. Voy a elegir la A y cuando llegue a 2000, voy a probar con otras barajas

Concepto: Azar

$$48 A \ 1125 +100 -1250 = -25$$

No me puede ir peor. He fallado en mi elección, pero voy a seguir con la A. Ahora tendría que sumarme 100

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa

$$49 A \ -25 +100 0 = 75$$

Efectivamente! pero... ¿cuándo parar? En 1250 empecé a bajar. Seguiré eligiendo la A hasta llegar a 1200, a no ser que antes en una elección de carta me reste

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$50 A \ 75 +100 0 = 175$$

Parece que suma +100, sigo

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$51 A \ 175 +100 0 = 275$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$52 A \ 275 +100 0 = 375$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$53 A \ 375 +100 0 = 475$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$54 A \ 475 +100 0 = 575$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$55 A \ 575 +100 0 = 675$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$56 A \ 675 +100 0 = 775$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$57 A \ 775 +100 0 = 875$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$58 A \ 875 +100 0 = 975$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$59 A \ 975 +100 0 = 1075$$

ídem

Concepto: Dinero acumulado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$60 A \ 1075 +100 -1250 = -75$$

Creo que alguna lógica tiene el comportamiento de la baraja A, no es aleatorio, pero yo no lo logro verla. Ahora me ha restado al llegar a 1000. Voy a probar con la B, ya que la C y la D seguro que sólo me dan +50

Concepto: Azar

$$61 B \ -75 +50 -50 = -75$$

+50 y -50 me quedo igual, seguro que vuelvo a elegir la B y suma

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$62 B \ -75 +50 -75 = -100$$

La B es mala elección. Voy a hacer una cosa: creo que la A suma +100 hasta llegar a un número de cartas A escogidas, y luego resta. Voy a elegir cartas de A hasta que más o menos llegue a ese número de cartas. Necesito recuperar puntuación porque voy fatal

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$63 C \ -100 +100 0 = 0$$

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$64 A \ 0 +100 0 = 100$$

ídem

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$65 A \ 100 +100 0 = 200$$

ídem

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$66 A 200 + 100 0 = 300$$

ídem

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$67 A 300 + 100 0 = 400$$

ídem

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$68 A 400 + 100 0 = 500$$

No quiero arriesgarme a perder.  
Voy a coger la C y luego volveré a la A: a lo mejor la baraja A resta al coger un determinado número de cartas consecutivas. Voy a probar

Concepto: Azar

$$69 D 500 + 50 - 250 = 300$$

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$70 A 300 + 100 0 = 400$$

Parece que estoy en lo cierto  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$71 A 400 + 100 0 = 500$$

ídem

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$72 A 500 + 100 0 = 600$$

ídem

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$73 A 600 + 100 0 = 700$$

No quiero arriesgar y seguir cogiendo A y que pierda. A ver qué me da C y vuelvo a A

Concepto: Azar

$$74 C 700 + 100 0 = 800$$

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$75 A 800 + 100 0 = 900$$

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$76 A 900 + 100 0 = 1000$$

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$77 A 1000 + 100 - 1250 = -150$$

Me he pasado, vuelvo a C a que me dé +100 y luego vuelvo a A

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas

$$78 C -150 + 100 0 = -50$$

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$79 A -50 + 100 0 = 50$$

ídem

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$80 A 50 + 100 0 = 150$$

ídem

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$81 A 150 + 100 0 = 250$$

ídem

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$82 A 250 + 100 0 = 350$$

Al menos en 5 elecciones de A me va a dar +100. Vuelvo a C para que me de +100 y repito con A

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$83 C 350 + 100 0 = 450$$

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$84 A 450 + 100 0 = 550$$

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$85 A 550 + 100 - 1250 = -600$$

Pues no, A no da +100 según el número de cartas consecutivas que coja. Pienso que la baraja es estática y no cambia con el desarrollo del juego. A ver si C me da +100, vuelvo a A cogiendo 5 cartas y abandono la opción A

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
86 C -600 +100 -150 = -650

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
87 A -650 +100 0 = -550

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
88 A -550 +100 0 = -450

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
89 A -450 +100 0 = -350

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
90 A -350 +100 0 = -250

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
91 A -250 +100 0 = -150

A lo mejor entre cartas que restan en A, ese número de cartas es fijo, así que seguramente sean más de 5. Voy a probar cogiendo tres veces más, que es poco menos del doble de cartas que seguro que hay entre aquellas que restan

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

92 A -150 +100 0 = -50

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
93 A -50 +100 0 = 50

Lo dicho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
94 A 50 +100 0 = 150

Abandono la opción A: seguro que cojo y me resta. Sigo con C, ya me restó antes y seguro que ahora me da +100

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
95 C 150 +100 0 = 250

A C le pasará como a A: voy a probar 6 veces más

Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
96 C 250 +100 -200 = 150

Pues no, me quedan 4 tiradas. Para lo que me queda voy a seguir con C: tengo la esperanza de que salga la carta de +5000 (podría ser ¿no?)

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
97 C 150 +100 0 = 250

Lo dicho

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
98 C 250 +100 0 = 350

Lo dicho

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
99 C 350 +100 -300 = 150

Lo dicho

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
100 C 150 +100 -250 = 0

## D.6. Sujeto 4005

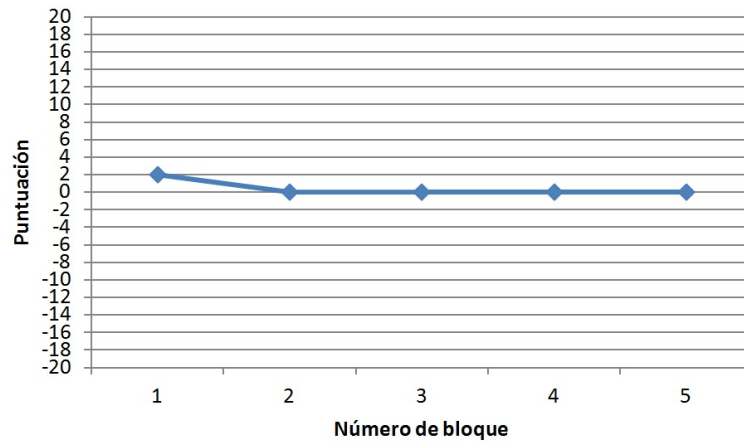


Figura D.5. Comportamiento del sujeto 4005 durante IGT.

$$1 \text{ A } 2000 + 50 \text{ 0} = 2050$$

$$2 \text{ B } 2050 + 100 - 350 = 1800$$

$$3 \text{ A } 1800 + 50 - 50 = 1800$$

$$4 \text{ C } 1800 + 50 \text{ 0} = 1850$$

$$5 \text{ D } 1850 + 100 \text{ 0} = 1950$$

$$6 \text{ A } 1950 + 50 - 50 = 1950$$

$$7 \text{ B } 1950 + 100 \text{ 0} = 2050$$

$$8 \text{ C } 2050 + 50 \text{ 0} = 2100$$

$$9 \text{ D } 2100 + 100 \text{ 0} = 2200$$

$$10 \text{ A } 2200 + 50 - 25 = 2225$$

$$11 \text{ B } 2225 + 100 - 150 = 2175$$

$$12 \text{ C } 2175 + 50 \text{ 0} = 2225$$

$$13 \text{ D } 2225 + 100 \text{ 0} = 2325$$

$$14 \text{ A } 2325 + 50 - 75 = 2300$$

$$15 \text{ B } 2300 + 100 \text{ 0} = 2400$$

$$16 \text{ C } 2400 + 50 \text{ 0} = 2450$$

$$17 \text{ D } 2450 + 100 \text{ 0} = 2550$$

$$18 \text{ A } 2550 + 50 \text{ 0} = 2600$$

$$19 \text{ B } 2600 + 100 \text{ 0} = 2700$$

$$20 \text{ C } 2700 + 50 \text{ 0} = 2750$$

He comenzado eligiendo las cartas en orden A,B,C,D. He visto que puntuaba más que penalizaba en este orden y he seguido con este sistema. Ha coincidido que la carta era de la baraja D por haber seguido este orden. En resumen ha coincidido que la carta era de la baraja D.

Concepto: Rondas sin elegirla

$$21 \text{ D } 2750 + 100 \text{ 0} = 2850$$

La última carta elegida era de la baraja D, y por seguir el orden anteriormente dicho de A,B,C,D,A..., le corresponde a la baraja A.

Concepto: Rondas sin elegirla

$$22 \text{ A } 2850 + 50 - 50 = 2850$$

La respuesta es la misma que la de la pregunta anterior. En el orden que he elegido (A,B,C,D,A...) que creo que me funciona le corresponde a la baraja B.

Concepto: Rondas sin elegirla

$$23 \text{ B } 2850 + 100 \text{ 0} = 2950$$

La respuesta es la misma. Le corresponde por el orden que he elegido (A,B,C,D,A...) a la carta C.

Concepto: Rondas sin elegirla

$$24 \text{ C } 2950 + 50 \text{ 0} = 3000$$

Misma respuesta. Por el orden ele-

gido (A,B,C,D,A...) que he visto que puntúa más que penaliza le corresponde a la baraja D.

Concepto: Rondas sin elegirla  
25 D  $3000 + 100 \cdot 0 = 3100$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
26 A  $3100 + 50 \cdot 0 = 3150$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
27 B  $3150 + 100 \cdot 0 = 3250$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
28 C  $3250 + 50 \cdot 0 = 3300$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
29 D  $3300 + 100 \cdot 0 = 3400$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
30 A  $3400 + 50 \cdot 0 = 3450$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
31 B  $3450 + 100 \cdot -250 = 3300$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
32 C  $3300 + 50 \cdot 0 = 3350$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
33 D  $3350 + 100 \cdot -1250 = 2200$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
34 A  $2200 + 50 \cdot 0 = 2250$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
35 B  $2250 + 100 \cdot -200 = 2150$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
36 C  $2150 + 50 \cdot -250 = 1950$

A pesar de que en estos momentos me esta penalizando bastante, voy a seguir con este orden elegido (A,B,C,D) para ver que sucede al final. Y por tanto le corresponde a la D.  
Concepto: Rondas sin elegirla  
37 D  $1950 + 100 \cdot 0 = 2050$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
38 A  $2050 + 50 \cdot -75 = 2025$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
39 B  $2025 + 100 \cdot -300 = 1825$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
40 C  $1825 + 50 \cdot 0 = 1875$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
41 D  $1875 + 100 \cdot 0 = 1975$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
42 A  $1975 + 50 \cdot -50 = 1975$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
43 B  $1975 + 100 \cdot -350 = 1725$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
44 C  $1725 + 50 \cdot -250 = 1525$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
45 D  $1525 + 100 \cdot 0 = 1625$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
46 A  $1625 + 50 \cdot 0 = 1675$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
47 B  $1675 + 100 \cdot 0 = 1775$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
48 C  $1775 + 50 \cdot 0 = 1825$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
49 D  $1825 + 100 \cdot -1250 = 675$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
50 A  $675 + 50 \cdot -50 = 675$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
51 B  $675 + 100 \cdot -250 = 525$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
52 C  $525 + 50 \cdot 0 = 575$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
53 D  $575 + 100 \cdot 0 = 675$

Lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla

$$54 \text{ A } 675 + 50 - 25 = 700$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$55 \text{ B } 700 + 100 - 300 = 500$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$56 \text{ C } 500 + 50 0 = 550$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$57 \text{ D } 550 + 100 0 = 650$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$58 \text{ A } 650 + 50 0 = 700$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$59 \text{ B } 700 + 100 - 200 = 600$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$60 \text{ C } 600 + 50 0 = 650$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$61 \text{ D } 650 + 100 0 = 750$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$62 \text{ A } 750 + 50 0 = 800$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$63 \text{ B } 800 + 100 0 = 900$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$64 \text{ C } 900 + 50 0 = 950$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$65 \text{ D } 950 + 100 0 = 1050$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$66 \text{ A } 1050 + 50 0 = 1100$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$67 \text{ B } 1100 + 100 - 150 = 1050$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$68 \text{ C } 1050 + 50 0 = 1100$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$69 \text{ D } 1100 + 100 0 = 1200$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$70 \text{ A } 1200 + 50 0 = 1250$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$71 \text{ B } 1250 + 100 0 = 1350$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$72 \text{ C } 1350 + 50 0 = 1400$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$73 \text{ D } 1400 + 100 0 = 1500$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$74 \text{ A } 1500 + 50 - 50 = 1500$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$75 \text{ B } 1500 + 100 0 = 1600$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$76 \text{ C } 1600 + 50 0 = 1650$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$77 \text{ D } 1650 + 100 0 = 1750$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$78 \text{ A } 1750 + 50 - 25 = 1775$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$79 \text{ B } 1775 + 100 0 = 1875$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$80 \text{ C } 1875 + 50 0 = 1925$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$81 \text{ D } 1925 + 100 0 = 2025$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$82 \text{ A } 2025 + 50 0 = 2075$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$83 \text{ B } 2075 + 100 0 = 2175$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$84 \text{ C } 2175 + 50 0 = 2225$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$85 \text{ D } 2225 + 100 \cdot 0 = 2325$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$86 \text{ A } 2325 + 50 \cdot 0 = 2375$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$87 \text{ B } 2375 + 100 \cdot 0 = 2475$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$88 \text{ C } 2475 + 50 \cdot 0 = 2525$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$89 \text{ D } 2525 + 100 \cdot (-1250) = 1375$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$90 \text{ A } 1375 + 50 \cdot 0 = 1425$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$91 \text{ B } 1425 + 100 \cdot (-300) = 1225$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$92 \text{ C } 1225 + 50 \cdot 0 = 1275$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$93 \text{ D } 1275 + 100 \cdot 0 = 1375$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$94 \text{ A } 1375 + 50 \cdot 0 = 1425$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$95 \text{ B } 1425 + 100 \cdot 0 = 1525$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$96 \text{ C } 1525 + 50 \cdot (-250) = 1325$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$97 \text{ D } 1325 + 100 \cdot 0 = 1425$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$98 \text{ A } 1425 + 50 \cdot 0 = 1475$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$99 \text{ B } 1475 + 100 \cdot 0 = 1575$$

Lo mismo

Concepto: Rondas sin elegirla

$$100 \text{ C } 1575 + 50 \cdot 0 = 1625$$

## D.7. Sujeto 4006

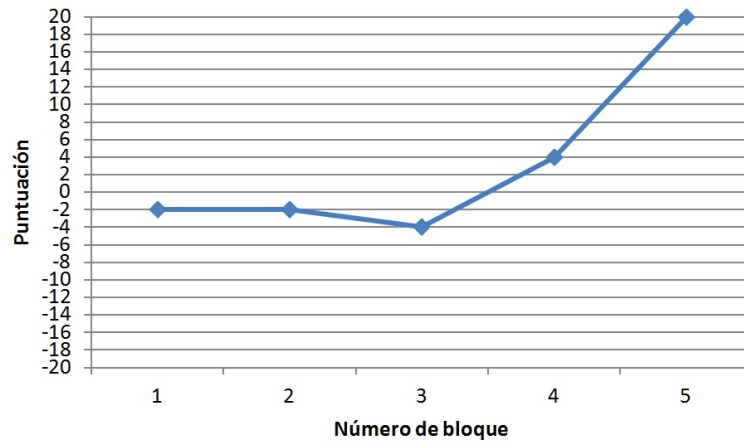


Figura D.6. Comportamiento del sujeto 4006 durante IGT.

$$1 \text{ B } 2000 +100 -250 = 1850$$

$$2 \text{ B } 1850 +100 -300 = 1650$$

$$3 \text{ D } 1650 +100 0 = 1750$$

$$4 \text{ D } 1750 +100 0 = 1850$$

$$5 \text{ D } 1850 +100 0 = 1950$$

$$6 \text{ D } 1950 +100 -1250 = 800$$

$$7 \text{ D } 800 +100 0 = 900$$

$$8 \text{ D } 900 +100 0 = 1000$$

$$9 \text{ B } 1000 +100 -200 = 900$$

$$10 \text{ D } 900 +100 0 = 1000$$

$$11 \text{ D } 1000 +100 0 = 1100$$

$$12 \text{ A } 1100 +50 0 = 1150$$

$$13 \text{ A } 1150 +50 -50 = 1150$$

$$14 \text{ A } 1150 +50 0 = 1200$$

$$15 \text{ A } 1200 +50 -50 = 1200$$

$$16 \text{ C } 1200 +50 0 = 1250$$

$$17 \text{ C } 1250 +50 0 = 1300$$

$$18 \text{ C } 1300 +50 0 = 1350$$

$$19 \text{ C } 1350 +50 0 = 1400$$

$$20 \text{ C } 1400 +50 0 = 1450$$

Todas las cartas de esa baraja, hasta el momento, no contenían valores negativos, aunque sus valores positivos eran bajos.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$21 \text{ C } 1450 +50 0 = 1500$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$22 \text{ C } 1500 +50 0 = 1550$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$23 \text{ C } 1550 +50 0 = 1600$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$24 \text{ C } 1600 +50 -250 = 1400$$

Por ver si sigue siendo buena carta, tras una mala. Según lo que obtenga, decidiré la próxima

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$25 \text{ C } 1400 + 50 \cdot 0 = 1450$$

historial de cartas positivas, una sola carta negativa.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$26 \text{ C } 1450 + 50 \cdot 0 = 1500$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$27 \text{ C } 1500 + 50 \cdot 0 = 1550$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$28 \text{ C } 1550 + 50 \cdot 0 = 1600$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$29 \text{ C } 1600 + 50 \cdot 0 = 1650$$

Por cambiar. La sensación de que no van a seguir siendo cartas decentes todo el rato en el mazo C

Concepto: Azar

$$30 \text{ D } 1650 + 100 \cdot 0 = 1750$$

En este mazo los premios son mejores, aunque hasta ahora han salido algunas cartas muy malas.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$31 \text{ D } 1750 + 100 \cdot 0 = 1850$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$32 \text{ D } 1850 + 100 \cdot 0 = 1950$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$33 \text{ D } 1950 + 100 \cdot 0 = 2050$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$34 \text{ D } 2050 + 100 \cdot 0 = 2150$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$35 \text{ D } 2150 + 100 \cdot 0 = 2250$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$36 \text{ D } 2250 + 100 \cdot 0 = 2350$$

Si el mazo está distribuido más o menos uniformemente, parece que la mayoría son cartas +100, con algunas

de más de -1000. La duda es cuantas cartas negativas hay, para saber si compensa el mazo. De momento, sigo probando este mazo

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$37 \text{ D } 2350 + 100 \cdot 0 = 2450$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$38 \text{ D } 2450 + 100 \cdot 0 = 2550$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$39 \text{ D } 2550 + 100 \cdot 0 = 2650$$

Por la misma razón que antes.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$40 \text{ D } 2650 + 100 \cdot (-1250) = 1500$$

Por estadística (la muestra es pequeña, pero no hay más) habrá una carta mala por cada diez. Con un poco de suerte, puedo sacar unas cartas más de este mazo antes de que salga una mala

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$41 \text{ D } 1500 + 100 \cdot 0 = 1600$$

Por estadística

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$42 \text{ D } 1600 + 100 \cdot 0 = 1700$$

Por estadística

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$43 \text{ D } 1700 + 100 \cdot 0 = 1800$$

Por estadística

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$44 \text{ D } 1800 + 100 \cdot 0 = 1900$$

Por estadística

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$45 \text{ D } 1900 + 100 \cdot 0 = 2000$$

Por estadística

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$46 \text{ D } 2000 + 100 \cdot 0 = 2100$$

No quiero tentar más la suerte con el mazo D. Y no recuerdo como eran las cartas que saqué de los mazos A y B. Así que voy a probar

Concepto: Azar

$$47 \text{ A } 2100 + 50 \cdot 0 = 2150$$

Sigo probando el mazo A  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $48 \text{ A } 2150 + 50 - 50 = 2150$

Las peores cartas de este mazo, por lo que recuerdo, suman 0 puntos. En el resto, hay cartas que restan más de lo que han sumado varias de las otras cartas de ese mazo.

Concepto: Valor de la peor pérdida  
 $49 \text{ A } 2150 + 50 \text{ 0} = 2200$

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 $50 \text{ A } 2200 + 50 - 75 = 2175$

Mi idea inicial del mazo no era correcta, hay cartas que restan. Pero, de momento, parece que a la larga suman más de lo que restan. Sacaré unas cartas más para ver si sigo teniendo esa impresión

Concepto: Valor de la peor pérdida  
 $51 \text{ A } 2175 + 50 \text{ 0} = 2225$

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 $52 \text{ A } 2225 + 50 - 25 = 2250$

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 $53 \text{ A } 2250 + 50 - 25 = 2275$

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 $54 \text{ A } 2275 + 50 - 50 = 2275$

El mazo A, tras las tres o cuatro últimas cartas, parece menos prometedor que al principio. Como el B no se lo bueno o malo que pueda ser, le probaré un poco

Concepto: Rondas sin elegirla  
 $55 \text{ B } 2275 + 100 \text{ 0} = 2375$

He ganado así que sigo probando  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $56 \text{ B } 2375 + 100 - 350 = 2125$

Sigo probando el B, he sacado pocas cartas para hacerme una idea  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $57 \text{ B } 2125 + 100 \text{ 0} = 2225$

He ganado así que sigo probando  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $58 \text{ B } 2225 + 100 \text{ 0} = 2325$

Igual que antes  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $59 \text{ B } 2325 + 100 \text{ 0} = 2425$

Aunque sigo ganando sé que al principio me salió por lo menos una carta mala en el B, y otra ahora. No recuerdo si suficientemente mala para desechar el mazo, así que sigo probando un poco más

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $60 \text{ B } 2425 + 100 \text{ 0} = 2525$

Igual  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $61 \text{ B } 2525 + 100 - 150 = 2475$

Para terminar de decidir si este mazo es malo o no tanto

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
 $62 \text{ B } 2475 + 100 \text{ 0} = 2575$

Igual  
 Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
 $63 \text{ B } 2575 + 100 \text{ 0} = 2675$

Igual  
 Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
 $64 \text{ B } 2675 + 100 - 350 = 2425$

Todavía pueden salir varias cartas positivas.

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
 $65 \text{ B } 2425 + 100 \text{ 0} = 2525$

Igual  
 Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
 $66 \text{ B } 2525 + 100 \text{ 0} = 2625$

En principio, con la poca muestra que tengo, parece que las cartas positivas suman más que las cartas negativas, a la larga. De momento sigo con este mazo

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
 $67 \text{ B } 2625 + 100 - 300 = 2425$

Todavía no he decidido desechar el mazo

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
 $68 \text{ B } 2425 + 100 - 200 = 2325$

El B, tras las últimas cartas, parece peor de lo que prometía.

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
69 A  $2325 + 50 - 50 = 2325$

El A, en su línea de poca ganancia, pero ganancia a la larga

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
70 A  $2325 + 50 \cdot 0 = 2375$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
71 A  $2375 + 50 - 75 = 2350$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
72 A  $2350 + 50 \cdot 0 = 2400$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
73 A  $2400 + 50 \cdot 0 = 2450$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
74 A  $2450 + 50 - 50 = 2450$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
75 A  $2450 + 50 \cdot 0 = 2500$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
76 A  $2500 + 50 \cdot 0 = 2550$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
77 A  $2550 + 50 - 50 = 2550$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
78 A  $2550 + 50 \cdot 0 = 2600$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
79 A  $2600 + 50 - 50 = 2600$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
80 A  $2600 + 50 - 25 = 2625$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
81 A  $2625 + 50 \cdot 0 = 2675$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
82 A  $2675 + 50 - 50 = 2675$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
83 A  $2675 + 50 - 75 = 2650$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
84 A  $2650 + 50 \cdot 0 = 2700$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
85 A  $2700 + 50 \cdot 0 = 2750$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
86 A  $2750 + 50 \cdot 0 = 2800$

Definitivamente (salvo que aparezca una carta nueva y mala que me haga dudar, prefiero asegurar la ganancia pequeña, que arriesgar una ganancia mayor, contra una pérdida mayor)

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
87 A  $2800 + 50 \cdot 0 = 2850$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$88 \text{ A } 2850 +50 -50 = 2850$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$89 \text{ A } 2850 +50 0 = 2900$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$90 \text{ A } 2900 +50 0 = 2950$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$91 \text{ A } 2950 +50 0 = 3000$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$92 \text{ A } 3000 +50 -50 = 3000$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$93 \text{ A } 3000 +50 -50 = 3000$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$94 \text{ A } 3000 +50 0 = 3050$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$95 \text{ A } 3050 +50 -25 = 3075$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$96 \text{ A } 3075 +50 -75 = 3050$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$97 \text{ A } 3050 +50 -75 = 3025$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$98 \text{ A } 3025 +50 0 = 3075$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$99 \text{ A } 3075 +50 0 = 3125$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$100 \text{ A } 3125 +50 0 = 3175$$

## D.8. Sujeto 4007

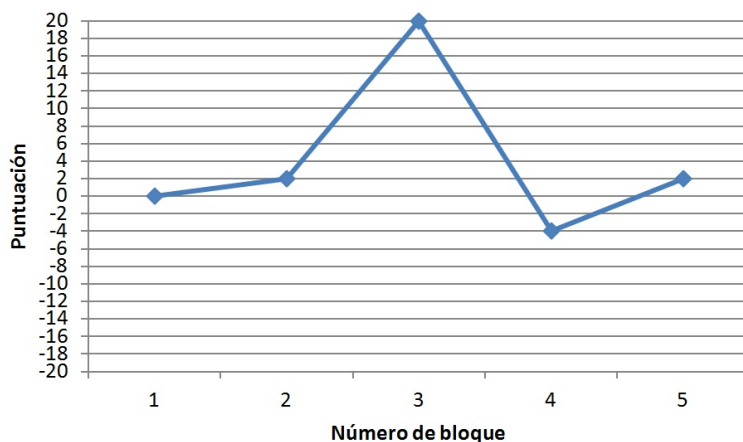


Figura D.7. Comportamiento del sujeto 4007 durante IGT.

$$1 \text{ C } 2000 + 50 - 50 = 2000$$

$$2 \text{ C } 2000 + 50 0 = 2050$$

$$3 \text{ C } 2050 + 50 - 50 = 2050$$

$$4 \text{ C } 2050 + 50 0 = 2100$$

$$5 \text{ B } 2100 + 100 - 300 = 1900$$

$$6 \text{ A } 1900 + 50 0 = 1950$$

$$7 \text{ D } 1950 + 100 0 = 2050$$

$$8 \text{ B } 2050 + 100 0 = 2150$$

$$9 \text{ A } 2150 + 50 0 = 2200$$

$$10 \text{ A } 2200 + 50 0 = 2250$$

$$11 \text{ D } 2250 + 100 0 = 2350$$

$$12 \text{ A } 2350 + 50 0 = 2400$$

$$13 \text{ C } 2400 + 50 - 75 = 2375$$

$$14 \text{ D } 2375 + 100 0 = 2475$$

$$15 \text{ D } 2475 + 100 0 = 2575$$

$$16 \text{ D } 2575 + 100 0 = 2675$$

$$17 \text{ D } 2675 + 100 0 = 2775$$

$$18 \text{ D } 2775 + 100 - 1250 = 1625$$

$$19 \text{ C } 1625 + 50 - 50 = 1625$$

$$20 \text{ D } 1625 + 100 0 = 1725$$

Sumó las 5 anteriores ocasiones, aunque la sexta me restó mucho. Supuse que otra resta tan grande era difícil que sucediera.

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$21 \text{ D } 1725 + 100 0 = 1825$$

La A ha tenido de momento resultados de sumar/restar pocos puntos, quería ver si seguía así

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$22 \text{ A } 1825 + 50 0 = 1875$$

Lo mismo que la primera explicación

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$23 \text{ D } 1875 + 100 0 = 1975$$

Igual que la explicación anterior

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$24 \text{ D } 1975 + 100 0 = 2075$$

Lo mismo que la anterior

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$25 \text{ D } 2075 + 100 - 1250 = 925$$

La baraja C y la A me parecen seguras (no tienen -1250 de momento)

Concepto: Valor de la peor pérdida  
 26 C  $925 + 50 - 25 = 950$

Necesito recuperar muchos puntos y la A y la C no suman muchos puntos, necesito algo más arriesgado, pruebo la B

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 27 B  $950 + 100 - 250 = 800$

Lo mismo que antes  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 28 B  $800 + 100 - 150 = 750$

Lo mismo que antes por última vez, a ver si las dos anteriores han sido mala suerte

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 29 B  $750 + 100 - 200 = 650$

Las anteriores ocasiones la D ha sido  $+100, +100, +100, -1250$ . Espero sumar 100

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
 30 D  $650 + 100 0 = 750$

lo mismo que antes  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
 31 D  $750 + 100 0 = 850$

La D es posible que me dé  $-1250$ , la B no me está sumando, tengo que probar la A o la C

Concepto: Valor de la peor pérdida  
 32 A  $850 + 50 - 250 = 650$

Lo mismo que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 33 A  $650 + 50 0 = 700$

Lo mismo que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 34 A  $700 + 50 0 = 750$

Lo mismo que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 35 A  $750 + 50 0 = 800$

Lo mismo que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 36 A  $800 + 50 0 = 850$

Lo mismo que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 37 A  $850 + 50 0 = 900$

Lo mismo mientras siga sumando  
 Concepto: Valor de la peor pérdida

38 A  $900 + 50 0 = 950$

Lo mismo  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 39 A  $950 + 50 0 = 1000$

Otra vez  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 40 A  $1000 + 50 0 = 1050$

Otra vez  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 41 A  $1050 + 50 - 250 = 850$

Ahora tiene que volver a ser  $+50$   
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 42 A  $850 + 50 0 = 900$

Otra vez  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 43 A  $900 + 50 0 = 950$

Otra vez  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 44 A  $950 + 50 0 = 1000$

Otra vez  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 45 A  $1000 + 50 0 = 1050$

Y otra vez  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 46 A  $1050 + 50 0 = 1100$

La A está a punto de restarme, voy a por la C  
 Concepto: Azar  
 47 C  $1100 + 50 0 = 1150$

Otra vez que sigo sumando  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 48 C  $1150 + 50 0 = 1200$

Otra vez  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 49 C  $1200 + 50 0 = 1250$

Otra vez  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 50 C  $1250 + 50 0 = 1300$

Me arriesgo una más  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 51 C  $1300 + 50 - 25 = 1325$

Otra más  
 Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$52 \text{ C } 1325 + 50 - 50 = 1325$$

Otra más

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$53 \text{ C } 1325 + 50 - 50 = 1325$$

Otra más

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$54 \text{ C } 1325 + 50 \ 0 = 1375$$

Sigo igual

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$55 \text{ C } 1375 + 50 - 50 = 1375$$

Sigo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$56 \text{ C } 1375 + 50 \ 0 = 1425$$

Sigo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$57 \text{ C } 1425 + 50 - 75 = 1400$$

Sigo porque hay muchas cartas positivas

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$58 \text{ C } 1400 + 50 \ 0 = 1450$$

Sigo mientras sume

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$59 \text{ C } 1450 + 50 \ 0 = 1500$$

Sigo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$60 \text{ C } 1500 + 50 \ 0 = 1550$$

Sigo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$61 \text{ C } 1550 + 50 - 50 = 1550$$

Sigo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$62 \text{ C } 1550 + 50 \ 0 = 1600$$

Igual

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$63 \text{ C } 1600 + 50 \ 0 = 1650$$

Esto no cambia de resultado, sigo pillando de la C. Me guardo levantar la D para cuando queden 10 porque creo que puedo sacar un +100 más sin

riesgo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$64 \text{ C } 1650 + 50 - 25 = 1675$$

Sigo

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$65 \text{ C } 1675 + 50 - 75 = 1650$$

Sigo

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$66 \text{ C } 1650 + 50 - 50 = 1650$$

A ver si mejoro los resultados, necesito sumar puntos para llegar al récord (que no llegaré)

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$67 \text{ B } 1650 + 100 \ 0 = 1750$$

Otra vez que he ganado

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$68 \text{ B } 1750 + 100 \ 0 = 1850$$

Otra más

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$69 \text{ B } 1850 + 100 \ 0 = 1950$$

Otra

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$70 \text{ B } 1950 + 100 \ 0 = 2050$$

Creo que de aquí puedo sacar una más positiva

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$71 \text{ A } 2050 + 50 \ 0 = 2100$$

La C no tiene riesgo de momento

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja

$$72 \text{ C } 2100 + 50 \ 0 = 2150$$

Voy a coger Bs para sumar más puntos hasta que salga una mala y luego un par de rondas más

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$73 \text{ B } 2150 + 100 - 350 = 1900$$

Lo mismo

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$74 \text{ B } 1900 + 100 - 200 = 1800$$

Lo mismo (tienen que salir cartas buenas)

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$75 \text{ B } 1800 + 100 \ 0 = 1900$$

Sigo  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
76 B 1900 +100 0 = 2000

Sigo  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
77 B 2000 +100 -350 = 1750

Sigo  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
78 B 1750 +100 0 = 1850

Sigo  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
79 B 1850 +100 -300 = 1650

Sigo, creo que tienen que quedar más de sumar 100 que de restar 300  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
80 B 1650 +100 0 = 1750

lo mismo  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
81 B 1750 +100 0 = 1850

lo mismo  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
82 B 1850 +100 -250 = 1700

La B con una resta se carga 2-3 sumas, no interesa  
Concepto: Azar  
83 A 1700 +50 0 = 1750

Sigo con la A para sumar un poco más  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
84 A 1750 +50 0 = 1800

Sigo  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
85 A 1800 +50 0 = 1850

Sigo  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
86 A 1850 +50 0 = 1900

Si sale -250 las anteriores 4 acertadas no me servirán, pero el riesgo es pequeño  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
87 A 1900 +50 0 = 1950

Lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
88 A 1950 +50 -250 = 1750

Parece que hay una de -250 por cada 4-5 de + 50 (suma neutra o un poco negativa). Ahora tengo que intentar llevarme unos 3-4 +50  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
89 A 1750 +50 0 = 1800

Sigo  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
90 A 1800 +50 0 = 1850

Sigo  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
91 A 1850 +50 0 = 1900

Última  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
92 A 1900 +50 -250 = 1700

A ver si tengo suerte, tengo que coger +100  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
93 D 1700 +100 0 = 1800

Sigo  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
94 D 1800 +100 0 = 1900

Última a la D, hay que arriesgar  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
95 D 1900 +100 0 = 2000

A ver si sumo de poco en poco ahora  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
96 C 2000 +50 -50 = 2000

Voy a intentar llevar +100 en A y B estas últimas  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
97 B 2000 +100 -150 = 1950

Sigo  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
98 B 1950 +100 -200 = 1850

Sigo  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
99 B 1850 +100 -350 = 1600

Mal, pero sigo  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
100 B 1600 +100 0 = 1700

## D.9. Sujeto 4008

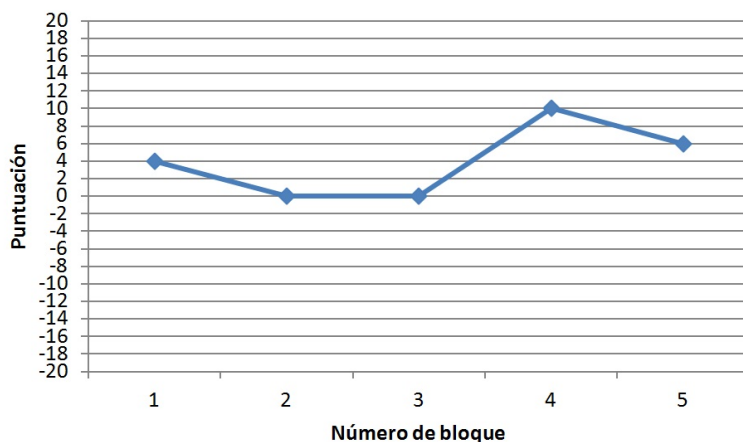


Figura D.8. Comportamiento del sujeto 4008 durante IGT.

$$1 \text{ B } 2000 + 50 - 50 = 2000$$

$$2 \text{ C } 2000 + 100 0 = 2100$$

$$3 \text{ D } 2100 + 50 0 = 2150$$

$$4 \text{ B } 2150 + 50 0 = 2200$$

$$5 \text{ A } 2200 + 100 0 = 2300$$

$$6 \text{ A } 2300 + 100 0 = 2400$$

$$7 \text{ B } 2400 + 50 - 50 = 2400$$

$$8 \text{ C } 2400 + 100 0 = 2500$$

$$9 \text{ A } 2500 + 100 0 = 2600$$

$$10 \text{ D } 2600 + 50 0 = 2650$$

$$11 \text{ C } 2650 + 100 0 = 2750$$

$$12 \text{ C } 2750 + 100 0 = 2850$$

$$13 \text{ C } 2850 + 100 0 = 2950$$

$$14 \text{ B } 2950 + 50 - 25 = 2975$$

$$15 \text{ B } 2975 + 50 0 = 3025$$

$$16 \text{ B } 3025 + 50 - 50 = 3025$$

$$17 \text{ B } 3025 + 50 0 = 3075$$

$$18 \text{ D } 3075 + 50 0 = 3125$$

$$19 \text{ D } 3125 + 50 0 = 3175$$

$$20 \text{ D } 3175 + 50 0 = 3225$$

Porque no me gusta la letra A  
Concepto: Azar

$$21 \text{ B } 3225 + 50 0 = 3275$$

Porque me gusta el numero 3, y el  
c es la tercera letra del alfabeto  
Concepto: Azar

$$22 \text{ C } 3275 + 100 0 = 3375$$

Porque sigo el orden BCD  
Concepto: Azar

$$23 \text{ D } 3375 + 50 0 = 3425$$

Porque quiero repetir 3 veces la  
baraja D  
Concepto: Azar

$$24 \text{ D } 3425 + 50 0 = 3475$$

Por lo mismo que antes  
Concepto: Azar

$$25 \text{ D } 3475 + 50 0 = 3525$$

Porque de vez en cuando elijo la A  
Concepto: Azar

$$26 \text{ A } 3525 + 100 0 = 3625$$

Me gusta repetir mi decisión  
Concepto: Azar

$$27 \text{ A } 3625 + 100 - 350 = 3375$$

Porque antes la misma baraja me  
quitó muchos puntos  
Concepto: Valor de la peor pérdida

$$28 \text{ A } 3375 + 100 \cdot 0 = 3475$$

Porque si elegía la C repetiría la misma secuencia que antes

Concepto: Azar

$$29 \text{ C } 3475 + 100 - 1250 = 2325$$

Me gusta repetir

Concepto: Azar

$$30 \text{ C } 2325 + 100 \cdot 0 = 2425$$

Repetir tres veces

Concepto: Azar

$$31 \text{ C } 2425 + 100 \cdot 0 = 2525$$

Para no repetir la secuencia CD

Concepto: Azar

$$32 \text{ B } 2525 + 50 - 75 = 2500$$

Para tardar elegir el D

Concepto: Azar

$$33 \text{ A } 2500 + 100 - 150 = 2450$$

Lo mismo que antes

Concepto: Azar

$$34 \text{ A } 2450 + 100 - 200 = 2350$$

Porque hace mucho que no elijo el

D

Concepto: Rondas sin elegirla

$$35 \text{ D } 2350 + 50 - 250 = 2150$$

Para repetirlo

Concepto: Azar

$$36 \text{ D } 2150 + 50 \cdot 0 = 2200$$

Lo mismo que antes

Concepto: Azar

$$37 \text{ D } 2200 + 50 \cdot 0 = 2250$$

Lo mismo que antes

Concepto: Azar

$$38 \text{ D } 2250 + 50 \cdot 0 = 2300$$

Porque no quería repetir el D y tampoco elegir el B y C

Concepto: Azar

$$39 \text{ A } 2300 + 100 - 300 = 2100$$

Porque quiero hacer la secuencia

ABCD

Concepto: Azar

$$40 \text{ B } 2100 + 50 \cdot 0 = 2150$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$41 \text{ C } 2150 + 100 \cdot 0 = 2250$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$42 \text{ D } 2250 + 50 \cdot 0 = 2300$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$43 \text{ A } 2300 + 100 - 250 = 2150$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$44 \text{ B } 2150 + 50 - 75 = 2125$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$45 \text{ C } 2125 + 100 \cdot 0 = 2225$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$46 \text{ D } 2225 + 50 \cdot 0 = 2275$$

Porque quiero hacer la secuencia

DCBA

Concepto: Azar

$$47 \text{ D } 2275 + 50 \cdot 0 = 2325$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$48 \text{ C } 2325 + 100 \cdot 0 = 2425$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$49 \text{ B } 2425 + 50 - 50 = 2425$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$50 \text{ A } 2425 + 100 \cdot 0 = 2525$$

Porque quiero hacer la secuencia

BCAD

Concepto: Azar

$$51 \text{ B } 2525 + 50 \cdot 0 = 2575$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$52 \text{ C } 2575 + 100 \cdot 0 = 2675$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$53 \text{ A } 2675 + 100 - 200 = 2575$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$54 \text{ D } 2575 + 50 \cdot 0 = 2625$$

Porque quiero hacer la secuencia

ACDC

Concepto: Azar

$$55 \text{ A } 2625 + 100 - 350 = 2375$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$56 \text{ C } 2375 + 100 \cdot 0 = 2475$$

Por lo mismo

Concepto: Azar

$$57 \text{ D } 2475 + 50 - 250 = 2275$$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
58 C  $2275 + 100 \cdot 0 = 2375$

Porque quiero hacer la secuencia  
BDAD  
Concepto: Azar  
59 B  $2375 + 50 \cdot 0 = 2425$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
60 D  $2425 + 50 \cdot 0 = 2475$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
61 A  $2475 + 100 \cdot 0 = 2575$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
62 D  $2575 + 50 \cdot 0 = 2625$

Porque quiero repetirla 3 veces  
Concepto: Azar  
63 D  $2625 + 50 \cdot 0 = 2675$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
64 D  $2675 + 50 \cdot 0 = 2725$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
65 D  $2725 + 50 \cdot 0 = 2775$

Porque creo que ella junto a la C  
son las que menos puntos quitan  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
66 C  $2775 + 100 - 1250 = 1625$

Para comprobar mi teoría anterior  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
67 D  $1625 + 50 \cdot 0 = 1675$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
68 D  $1675 + 50 \cdot 0 = 1725$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
69 D  $1725 + 50 \cdot 0 = 1775$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
70 D  $1775 + 50 - 250 = 1575$

Porque es la que menos he elegido  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
71 A  $1575 + 100 - 250 = 1425$

Por lo mismo  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
72 B  $1425 + 50 \cdot 0 = 1475$

Porque me gusta el B  
Concepto: Azar  
73 B  $1475 + 50 - 25 = 1500$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
74 B  $1500 + 50 \cdot 0 = 1550$

Porque creo que quita menos puntos  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
75 D  $1550 + 50 \cdot 0 = 1600$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
76 D  $1600 + 50 \cdot 0 = 1650$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
77 D  $1650 + 50 \cdot 0 = 1700$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
78 D  $1700 + 50 \cdot 0 = 1750$

Porque hace mucho que no la elijo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
79 C  $1750 + 100 \cdot 0 = 1850$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
80 C  $1850 + 100 \cdot 0 = 1950$

Porque es la que menos he elegido  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
81 A  $1950 + 100 - 150 = 1900$

Porque hace mucho que no la elijo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
82 B  $1900 + 50 - 50 = 1900$

Por lo mismo  
Concepto: Rondas sin elegirla  
83 C  $1900 + 100 \cdot 0 = 2000$

Porque quita menos puntos  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
84 D  $2000 + 50 \cdot 0 = 2050$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
85 D  $2050 + 50 \cdot 0 = 2100$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
86 D  $2100 + 50 \cdot 0 = 2150$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
87 D  $2150 + 50 \cdot 0 = 2200$

Porque es la tercera  
Concepto: Azar  
88 C  $2200 + 100 \cdot 0 = 2300$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
89 C  $2300 + 100 \cdot 0 = 2400$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
90 C  $2400 + 100 \cdot 0 = 2500$

Por la misma razón que la elegí  
antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
91 D  $2500 + 50 \cdot 0 = 2550$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
92 D  $2550 + 50 \cdot 0 = 2600$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
93 D  $2600 + 50 \cdot 0 = 2650$

Porque es la 3a  
Concepto: Azar

94 C  $2650 + 100 - 1250 = 1500$

Por ser la segunda, es decir, no  
está a los lados  
Concepto: Azar  
95 B  $1500 + 50 \cdot 0 = 1550$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
96 B  $1550 + 50 - 50 = 1550$

Por lo mismo  
Concepto: Azar  
97 B  $1550 + 50 - 50 = 1550$

Porque da y quita poco  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
98 D  $1550 + 50 - 250 = 1350$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
99 D  $1350 + 50 \cdot 0 = 1400$

Por lo mismo  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
100 D  $1400 + 50 \cdot 0 = 1450$

## D.10. Sujeto 4009

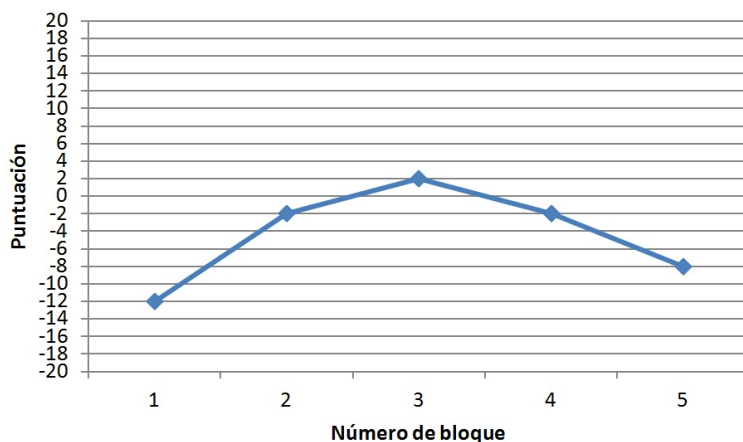


Figura D.9. Comportamiento del sujeto 4009 durante IGT.

$$1 \text{ C } 2000 +100 -250 = 1850$$

$$2 \text{ C } 1850 +100 0 = 1950$$

$$3 \text{ C } 1950 +100 0 = 2050$$

$$4 \text{ B } 2050 +100 0 = 2150$$

$$5 \text{ C } 2150 +100 0 = 2250$$

$$6 \text{ D } 2250 +50 0 = 2300$$

$$7 \text{ C } 2300 +100 -200 = 2200$$

$$8 \text{ C } 2200 +100 0 = 2300$$

$$9 \text{ C } 2300 +100 0 = 2400$$

$$10 \text{ C } 2400 +100 -150 = 2350$$

$$11 \text{ D } 2350 +50 0 = 2400$$

$$12 \text{ B } 2400 +100 0 = 2500$$

$$13 \text{ C } 2500 +100 -350 = 2250$$

$$14 \text{ A } 2250 +50 0 = 2300$$

$$15 \text{ D } 2300 +50 0 = 2350$$

$$16 \text{ B } 2350 +100 0 = 2450$$

$$17 \text{ C } 2450 +100 -300 = 2250$$

$$18 \text{ B } 2250 +100 0 = 2350$$

$$19 \text{ B } 2350 +100 0 = 2450$$

$$20 \text{ B } 2450 +100 0 = 2550$$

Dejé de elegir la baraja C porque me quitaba cada vez más puntos. Y empecé a elegir la baraja B porque he notado que ganaba 100 puntos y no he perdido nada.

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 21 B 2550 +100 -1250 = 1400

Como ahora la baraja B casi me ha quitado todos los puntos que tenía ganados hasta ahora, he elegido la baraja C con la esperanza de que como ha ocurrido el cambio de ganar puntos a perderlos eligiendo la baraja B pues he elegido la baraja C pensando que va a ocurrir algo parecido y en lugar de perder puntos los ganaré eligiendo la baraja C

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
 22 C 1400 +100 0 = 1500

Pues.. hmmm a lo mejor porque hasta ahora no he perdido puntos eligiendo la baraja A

Concepto: Valor de la peor pérdida  
 23 A 1500 +50 -50 = 1500

Lotería

Concepto: Azar

$$24 \text{ C } 1500 +100 0 = 1600$$

No me acuerdo bien, pero creo

que por lo menos 2 veces seguidas eligiendo la baraja B ganaba +100 y no perdía nada.. pues espero que pase lo mismo en el caso de la baraja C. Pero no estoy segura si es la 2a o 3a vez que elijo la baraja C. Si es la 3a, pues perderé puntos como pasó en el caso de la baraja B

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
 $25 C 1600 +100 0 = 1700$

Será la 3a vez que elijo esta baraja... a ver a lo mejor tengo suerte :)

Concepto: Azar  
 $26 A 1700 +50 -75 = 1675$

No me acuerdo si he elegido antes la baraja D... pues a ver qué pasa..

Concepto: Azar  
 $27 D 1675 +50 -250 = 1475$

Quería ver si eligiendo la baraja C por la tercera o cuarta vez perdería o ganaría..

Concepto: Azar  
 $28 C 1475 +100 -150 = 1425$

A ver ahora...

Concepto: Azar  
 $29 C 1425 +100 0 = 1525$

A ver...

Concepto: Azar  
 $30 C 1525 +100 -300 = 1325$

Buscando suerte... como la última vez perdí a lo mejor ahora gano algunos puntos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido negativa  
 $31 B 1325 +100 0 = 1425$

A ver... debería ganar...

Concepto: Azar  
 $32 C 1425 +100 -250 = 1275$

A ver..

Concepto: Azar  
 $33 A 1275 +50 0 = 1325$

A ver si hay suerte y gano otros +100

Concepto: Azar  
 $34 A 1325 +50 0 = 1375$

A ver..

Concepto: Azar  
 $35 C 1375 +100 -200 = 1275$

A ver..

Concepto: Azar

$36 C 1275 +100 0 = 1375$

mmm

Concepto: Azar  
 $37 D 1375 +50 0 = 1425$

La última vez cogiendo esta baraja gane +50.. mmm

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$38 A 1425 +50 -50 = 1425$

mmm

Concepto: Azar  
 $39 A 1425 +50 0 = 1475$

Ahora debería ganar...

Concepto: Azar  
 $40 D 1475 +50 0 = 1525$

mmm

Concepto: Azar  
 $41 B 1525 +100 0 = 1625$

A ver si lo entiendo...

Concepto: Azar  
 $42 D 1625 +50 0 = 1675$

Casi lo tengo

Concepto: Azar  
 $43 B 1675 +100 0 = 1775$

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 $44 D 1775 +50 0 = 1825$

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 $45 B 1825 +100 0 = 1925$

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 $46 D 1925 +50 0 = 1975$

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 $47 B 1975 +100 -1250 = 825$

+100 -0

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 $48 C 825 +100 -350 = 575$

mmm

Concepto: Azar  
 $49 B 575 +100 0 = 675$

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 $50 D 675 +50 0 = 725$

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
51 B  $725 + 100 \cdot 0 = 825$

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
52 D  $825 + 50 \cdot 0 = 875$

a ver

Concepto: Azar  
53 C  $875 + 100 \cdot 0 = 975$

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
54 A  $975 + 50 \cdot 0 = 1025$

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
55 C  $1025 + 100 \cdot 0 = 1125$

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
56 A  $1125 + 50 - 50 = 1125$

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
57 A  $1125 + 50 - 25 = 1150$

mmm

Concepto: Azar  
58 D  $1150 + 50 \cdot 0 = 1200$

mmm

Concepto: Azar  
59 D  $1200 + 50 \cdot 0 = 1250$

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
60 D  $1250 + 50 - 250 = 1050$

mm

Concepto: Azar  
61 B  $1050 + 100 \cdot 0 = 1150$

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
62 D  $1150 + 50 \cdot 0 = 1200$

+50

-50  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
63 A  $1200 + 50 \cdot 0 = 1250$

+100

0  
?  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
64 C  $1250 + 100 - 200 = 1150$

+50

?  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
65 A  $1150 + 50 \cdot 0 = 1200$

mmm

Concepto: Azar  
66 C  $1200 + 100 - 350 = 950$

mmm

Concepto: Azar  
67 B  $950 + 100 \cdot 0 = 1050$

mm

Concepto: Azar  
68 D  $1050 + 50 \cdot 0 = 1100$

mmm

Concepto: Azar  
69 B  $1100 + 100 \cdot 0 = 1200$

A ver si hay suerte

Concepto: Azar  
70 C  $1200 + 100 \cdot 0 = 1300$

mm

Concepto: Azar  
71 B  $1300 + 100 \cdot 0 = 1400$

+50?

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
72 D  $1400 + 50 \cdot 0 = 1450$

mmm

Concepto: Azar  
73 A  $1450 + 50 - 75 = 1425$

mmm

Concepto: Azar  
74 D  $1425 + 50 \cdot 0 = 1475$

+100

0  
?  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
75 B  $1475 + 100 \cdot 0 = 1575$

mmm

Concepto: Azar  
76 B  $1575 + 100 \cdot 0 = 1675$

Creo que perderé... pero a ver

Concepto: Azar  
77 B  $1675 + 100 \cdot 0 = 1775$

+50

?  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
78 A  $1775 + 50 - 50 = 1775$

+50

?  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
79 D  $1775 + 50 \cdot 0 = 1825$

+100

-0  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
80 B 1825 +100 0 = 1925

+50  
-0  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
81 D 1925 +50 0 = 1975

+100  
-0  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
82 B 1975 +100 0 = 2075

+100  
-0  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
83 C 2075 +100 -300 = 1875

mmm  
Concepto: Azar  
84 B 1875 +100 0 = 1975

+100  
-0  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
85 B 1975 +100 0 = 2075

No sé  
Concepto: Azar  
86 B 2075 +100 0 = 2175

Parece ser que la D se lleva bien  
con la B :)  
Concepto: Azar  
87 D 2175 +50 0 = 2225

A ver..  
Concepto: Azar  
88 D 2225 +50 0 = 2275

La verdad es que es posible que  
pierda bastante puntos ahora... pero a  
ver  
Concepto: Azar  
89 B 2275 +100 -1250 = 1125

A ver... ahora debería recuperar y  
como el B y el C dan +100 puntos y el  
B me quitó muchos a lo mejor ahora

tengo suerte  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
90 C 1125 +100 -150 = 1075

A ver...  
Concepto: Azar  
91 C 1075 +100 0 = 1175

100  
-0  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
92 C 1175 +100 -250 = 1025

+50  
-0  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
93 A 1025 +50 -50 = 1025

No sé  
Concepto: Azar  
94 B 1025 +100 0 = 1125

Va bien con la B  
Concepto: Azar  
95 D 1125 +50 0 = 1175

+100  
-0  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
96 B 1175 +100 0 = 1275

+50  
-0  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
97 D 1275 +50 0 = 1325

Me arriesgo ahora  
Concepto: Azar  
98 C 1325 +100 0 = 1425

A ver, que la C quita mucho de  
vez en cuando  
Concepto: Azar  
99 C 1425 +100 -350 = 1175

A lo mejor no quita tanto 2 veces  
seguidas  
Concepto: Azar  
100 C 1175 +100 -150 = 1125

## D.11. Sujeto 4010

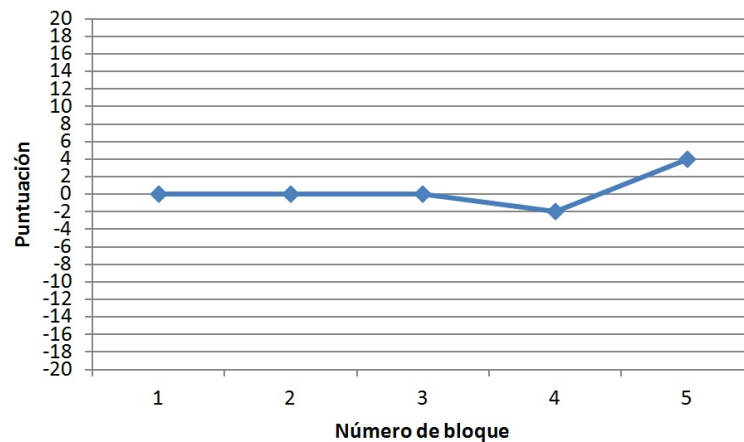


Figura D.10. Comportamiento del sujeto 4010 durante IGT.

$$1 \text{ C } 2000 + 100 \ 0 = 2100$$

$$2 \text{ D } 2100 + 50 \ 0 = 2150$$

$$3 \text{ B } 2150 + 50 \ -50 = 2150$$

$$4 \text{ B } 2150 + 50 \ -25 = 2175$$

$$5 \text{ A } 2175 + 100 \ 0 = 2275$$

$$6 \text{ C } 2275 + 100 \ -150 = 2225$$

$$7 \text{ B } 2225 + 50 \ -75 = 2200$$

$$8 \text{ D } 2200 + 50 \ 0 = 2250$$

$$9 \text{ C } 2250 + 100 \ 0 = 2350$$

$$10 \text{ B } 2350 + 50 \ 0 = 2400$$

$$11 \text{ A } 2400 + 100 \ 0 = 2500$$

$$12 \text{ B } 2500 + 50 \ -50 = 2500$$

$$13 \text{ A } 2500 + 100 \ 0 = 2600$$

$$14 \text{ D } 2600 + 50 \ -250 = 2400$$

$$15 \text{ A } 2400 + 100 \ 0 = 2500$$

$$16 \text{ A } 2500 + 100 \ 0 = 2600$$

$$17 \text{ A } 2600 + 100 \ -1250 = 1450$$

$$18 \text{ B } 1450 + 50 \ 0 = 1500$$

$$19 \text{ B } 1500 + 50 \ -50 = 1500$$

$$20 \text{ C } 1500 + 100 \ -350 = 1250$$

Porque he empezado a coger cartas por orden desde la baraja A

Concepto: Rondas sin elegirla

$$21 \text{ D } 1250 + 50 \ 0 = 1300$$

Para comprobar qué ocurre saltándome dos barajas

Concepto: Azar

$$22 \text{ B } 1300 + 50 \ 0 = 1350$$

Sigo saltándome dos barajas

Concepto: Azar

$$23 \text{ D } 1350 + 50 \ 0 = 1400$$

Porque estoy buscando otro camino y la baraja C era la que más cartas tenía (96 si no recuerdo mal) y puede que esté relacionado con una puntuación positiva

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$24 \text{ C } 1400 + 100 \ -300 = 1200$$

Porque tiene el mismo número de cartas que C. Puede que las barajas con el mismo número de cartas den resultados positivos

Concepto: Azar

$$25 \text{ D } 1200 + 50 \ 0 = 1250$$

Igual que antes

Concepto: Azar

$$26 \text{ A } 1250 + 100 \ 0 = 1350$$

Para comprobar que si no hay ninguna baraja con el mismo número de cartas que la baraja que he elegido antes, tengo que elegir la que tenga una carta más

Concepto: Azar

$$27 D 1350 + 50 0 = 1400$$

Tiene el mismo número de cartas que la baraja D (la que he elegido antes)

Concepto: Azar

$$28 A 1400 + 100 0 = 1500$$

Mismo número de cartas +1

Concepto: Azar

$$29 D 1500 + 50 0 = 1550$$

Mismo número de cartas +1

Concepto: Azar

$$30 B 1550 + 50 0 = 1600$$

Mismo número de cartas +1

Concepto: Azar

$$31 D 1600 + 50 0 = 1650$$

Para equilibrar las cuatro barajas

Concepto: Azar

$$32 C 1650 + 100 0 = 1750$$

Para equilibrar las cuatro barajas

Concepto: Azar

$$33 C 1750 + 100 0 = 1850$$

Para tener el mismo número de cartas que A

Concepto: Azar

$$34 C 1850 + 100 0 = 1950$$

Para equilibrar las cuatro barajas

Concepto: Azar

$$35 A 1950 + 100 0 = 2050$$

Para equilibrar las cuatro barajas

a 91

Concepto: Azar

$$36 C 2050 + 100 - 250 = 1900$$

Todas las barajas tienen el mismo número de cartas, quizás una baraja siempre tiene que tener distinto número de cartas que las otras tres

Concepto: Azar

$$37 A 1900 + 100 0 = 2000$$

A no parece una buena opción, elijo B que está al lado de A

Concepto: Azar

$$38 B 2000 + 50 0 = 2050$$

Como antes, la baraja más cercana con una carta más

Concepto: Azar

$$39 C 2050 + 100 - 200 = 1950$$

Para no tener las cuatro barajas con el mismo número de cartas

Concepto: Azar

$$40 B 1950 + 50 0 = 2000$$

Para ver si lo que hay que hacer es tener las cuatro barajas con distinto número de cartas

Concepto: Azar

$$41 B 2000 + 50 0 = 2050$$

Igual que antes

Concepto: Azar

$$42 C 2050 + 100 0 = 2150$$

Para tener por lo menos tres barajas diferentes

Concepto: Azar

$$43 D 2150 + 50 0 = 2200$$

Para reducir una baraja y mantener la diferencia

Concepto: Azar

$$44 A 2200 + 100 0 = 2300$$

Para reducir y mantener la diferencia

Concepto: Azar

$$45 C 2300 + 100 0 = 2400$$

Para reducir la última baraja

Concepto: Azar

$$46 B 2400 + 50 0 = 2450$$

Para mantener la diferencia de al menos tres barajas con distinto número de cartas, pero no por más de una carta

Concepto: Azar

$$47 D 2450 + 50 0 = 2500$$

Igual que antes

Concepto: Azar

$$48 A 2500 + 100 0 = 2600$$

Para terminar el ciclo de cuatro barajas BDAC

Concepto: Rondas sin elegirla

$$49 C 2600 + 100 - 300 = 2400$$

Para tener las cuatro barajas con distinto número de cartas

Concepto: Azar

$$50 B 2400 + 50 - 50 = 2400$$

Para tener una diferencia mayor de cartas entre las barajas

Concepto: Azar

$$51 B 2400 + 50 - 75 = 2375$$

Una diferencia mayor  
Concepto: Azar  
52 B 2375 +50 0 = 2425

Una diferencia de +2 con la anterior  
Concepto: Azar  
53 C 2425 +100 -200 = 2325

Para tratar de tener las barajas con un número de cartas que difieran en +2 cada una  
Concepto: Azar  
54 B 2325 +50 -50 = 2325

Para tener una baraja con 85 cartas  
Concepto: Azar  
55 C 2325 +100 -250 = 2175

Para tener una baraja con 87  
Concepto: Azar  
56 A 2175 +100 0 = 2275

Para reducir la diferencia a +1  
Concepto: Azar  
57 D 2275 +50 0 = 2325

Para reducir el número de cartas  
Concepto: Azar  
58 A 2325 +100 -1250 = 1175

Para no tener mucha diferencia de cartas entre las barajas  
Concepto: Azar  
59 D 1175 +50 0 = 1225

4 barajas diferentes  
Concepto: Azar  
60 C 1225 +100 -350 = 975

Diferencia de +1  
Concepto: Azar  
61 A 975 +100 0 = 1075

Diferencia de +1  
Concepto: Azar  
62 D 1075 +50 0 = 1125

Diferencia de +1  
Concepto: Azar  
63 A 1125 +100 0 = 1225

Diferencia de +1  
Concepto: Azar  
64 C 1225 +100 0 = 1325

Diferencia de +1  
Concepto: Azar  
65 B 1325 +50 -50 = 1325

Para no tener más de 3 barajas distintas  
Concepto: Azar  
66 D 1325 +50 0 = 1375

Para no tener más de 3 barajas distintas y no más de 2 iguales  
Concepto: Azar  
67 C 1375 +100 0 = 1475

Para no tener una diferencia mayor  
Concepto: Azar  
68 D 1475 +50 0 = 1525

Para mantener el número de cartas cerca de las otras barajas  
Concepto: Azar  
69 A 1525 +100 0 = 1625

Dos barajas iguales a +1  
Concepto: Azar  
70 D 1625 +50 -250 = 1425

Para reducir una baraja  
Concepto: Azar  
71 B 1425 +50 -25 = 1450

Para tener una distancia mayor con el resto de barajas  
Concepto: Azar  
72 C 1450 +100 -150 = 1400

Un número más bajo de cartas  
Concepto: Azar  
73 C 1400 +100 0 = 1500

4 diferentes  
Concepto: Azar  
74 D 1500 +50 0 = 1550

3 distintas por debajo de A  
Concepto: Azar  
75 B 1550 +50 0 = 1600

3 distintas  
Concepto: Azar  
76 D 1600 +50 0 = 1650

4 distintas  
Concepto: Azar  
77 C 1650 +100 0 = 1750

4 distintas  
Concepto: Azar  
78 A 1750 +100 0 = 1850

3 distintas  
Concepto: Azar  
79 A 1850 +100 0 = 1950

Para reducir C

Concepto: Azar  
80 C 1950 +100 -350 = 1700

4 distintas  
Concepto: Azar  
81 B 1700 +50 0 = 1750

4 distintas con una distancia de 1  
Concepto: Azar  
82 D 1750 +50 0 = 1800

Para probar si hay alguna combinación que me dé +50 y otra que me dé +100 y si cambia por ciclos  
Concepto: Azar  
83 A 1800 +100 0 = 1900

Para restablecer 4 diferentes  
Concepto: Azar  
84 D 1900 +50 0 = 1950

4 diferentes, una carta de diferencia con la anterior  
Concepto: Azar  
85 B 1950 +50 -50 = 1950

4 diferentes, una carta de diferencia con la anterior  
Concepto: Azar  
86 B 1950 +50 -25 = 1975

Probando...  
Concepto: Azar  
87 D 1975 +50 0 = 2025

Para reducir una baraja  
Concepto: Azar  
88 A 2025 +100 0 = 2125

Una baraja alejada una posición y con una diferencia de una carta  
Concepto: Azar  
89 D 2125 +50 0 = 2175

Para tener 4 barajas diferentes  
Concepto: Azar  
90 B 2175 +50 0 = 2225

Para tener 4 barajas con una diferencia de +1 cartas consecutivas desde A

Concepto: Azar  
91 D 2225 +50 0 = 2275

Para no tener una baraja con una diferencia de cartas mayor de 3 con el resto

Concepto: Azar  
92 A 2275 +100 0 = 2375

Para no tener 3 iguales  
Concepto: Azar  
93 B 2375 +50 -75 = 2350

4 distintas...puede darme +50  
Concepto: Azar  
94 A 2350 +100 0 = 2450

95 distintas  
Concepto: Azar  
6 C 2450 +100 0 = 2550

96 diferentes  
Concepto: Azar  
5 C 2550 +100 -250 = 2400

Probando  
Concepto: Azar  
97 C 2400 +100 -200 = 2300

Probando para no tener barajas iguales dos a dos  
Concepto: Azar  
98 B 2300 +50 0 = 2350

No tengo tiempo de pensar en otra estrategia  
Concepto: Azar  
99 A 2350 +100 0 = 2450

Para mantener la diferencia de tres barajas  
Concepto: Azar  
100 D 2450 +50 0 = 2500

## D.12. Sujeto 4011

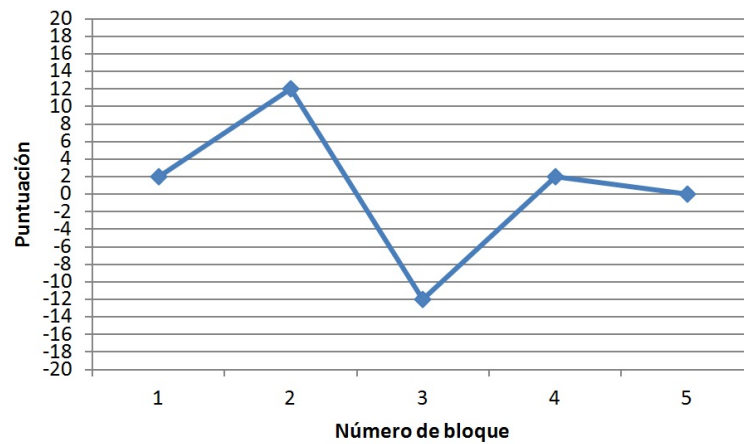


Figura D.11. Comportamiento del sujeto 4011 durante IGT.

$$1 \text{ A } 2000 + 50 - 50 = 2000$$

$$2 \text{ B } 2000 + 50 - 250 = 1800$$

$$3 \text{ D } 1800 + 100 - 200 = 1700$$

$$4 \text{ A } 1700 + 50 - 25 = 1725$$

$$5 \text{ C } 1725 + 100 0 = 1825$$

$$6 \text{ A } 1825 + 50 0 = 1875$$

$$7 \text{ D } 1875 + 100 0 = 1975$$

$$8 \text{ B } 1975 + 50 0 = 2025$$

$$9 \text{ C } 2025 + 100 0 = 2125$$

$$10 \text{ D } 2125 + 100 - 250 = 1975$$

$$11 \text{ A } 1975 + 50 0 = 2025$$

$$12 \text{ B } 2025 + 50 0 = 2075$$

$$13 \text{ C } 2075 + 100 0 = 2175$$

$$14 \text{ D } 2175 + 100 - 350 = 1925$$

$$15 \text{ C } 1925 + 100 0 = 2025$$

$$16 \text{ B } 2025 + 50 0 = 2075$$

$$17 \text{ A } 2075 + 50 0 = 2125$$

$$18 \text{ B } 2125 + 50 0 = 2175$$

$$19 \text{ A } 2175 + 50 - 50 = 2175$$

$$20 \text{ D } 2175 + 100 - 150 = 2125$$

Estoy probando

Concepto: Azar

$$21 \text{ B } 2125 + 50 0 = 2175$$

Estoy probando

Concepto: Azar

$$22 \text{ A } 2175 + 50 - 75 = 2150$$

Estoy probando

Concepto: Azar

$$23 \text{ D } 2150 + 100 0 = 2250$$

Probando

Concepto: Azar

$$24 \text{ A } 2250 + 50 0 = 2300$$

Probando

Concepto: Azar

$$25 \text{ C } 2300 + 100 - 1250 = 1150$$

Probando

Concepto: Azar

$$26 \text{ B } 1150 + 50 0 = 1200$$

Probando

Concepto: Azar

$$27 \text{ A } 1200 + 50 0 = 1250$$

Probando

Concepto: Azar

$$28 \text{ A } 1250 + 50 - 50 = 1250$$

Probando

Concepto: Azar  
29 A 1250 +50 -50 = 1250

Probando  
Concepto: Azar  
30 A 1250 +50 0 = 1300

Probando  
Concepto: Azar  
31 A 1300 +50 -50 = 1300

Probando  
Concepto: Azar  
32 A 1300 +50 -50 = 1300

Probando  
Concepto: Azar  
33 A 1300 +50 0 = 1350

Probando  
Concepto: Azar  
34 B 1350 +50 0 = 1400

Probando  
Concepto: Azar  
35 B 1400 +50 0 = 1450

Probando  
Concepto: Azar  
36 B 1450 +50 0 = 1500

Probando  
Concepto: Azar  
37 A 1500 +50 0 = 1550

Probando  
Concepto: Azar  
38 A 1550 +50 -75 = 1525

Probando  
Concepto: Azar  
39 C 1525 +100 0 = 1625

Probando  
Concepto: Azar  
40 C 1625 +100 0 = 1725

Probando  
Concepto: Azar  
41 C 1725 +100 0 = 1825

Probando  
Concepto: Azar  
42 B 1825 +50 0 = 1875

Probando  
Concepto: Azar  
43 B 1875 +50 0 = 1925

Probando  
Concepto: Azar  
44 A 1925 +50 0 = 1975

Probando  
Concepto: Azar  
45 D 1975 +100 0 = 2075

Probando  
Concepto: Azar  
46 D 2075 +100 -300 = 1875

Probando  
Concepto: Azar  
47 A 1875 +50 -25 = 1900

Probando  
Concepto: Azar  
48 D 1900 +100 0 = 2000

Probando  
Concepto: Azar  
49 D 2000 +100 0 = 2100

Probando  
Concepto: Azar  
50 D 2100 +100 0 = 2200

Probando  
Concepto: Azar  
51 D 2200 +100 0 = 2300

Probando  
Concepto: Azar  
52 D 2300 +100 -150 = 2250

Probando  
Concepto: Azar  
53 C 2250 +100 0 = 2350

Probando  
Concepto: Azar  
54 C 2350 +100 0 = 2450

Probando  
Concepto: Azar  
55 C 2450 +100 0 = 2550

Probando  
Concepto: Azar  
56 C 2550 +100 0 = 2650

Probando  
Concepto: Azar  
57 C 2650 +100 0 = 2750

Probando  
Concepto: Azar  
58 C 2750 +100 0 = 2850

Probando  
Concepto: Azar  
59 C 2850 +100 0 = 2950

Probando

Concepto: Azar

$$60 \text{ C } 2950 + 100 - 1250 = 1800$$

Probando

Concepto: Azar

$$61 \text{ D } 1800 + 100 \cdot 0 = 1900$$

Probando

Concepto: Azar

$$62 \text{ D } 1900 + 100 - 250 = 1750$$

Probando

Concepto: Azar

$$63 \text{ A } 1750 + 50 \cdot 0 = 1800$$

Probando

Concepto: Azar

$$64 \text{ A } 1800 + 50 - 50 = 1800$$

Probando

Concepto: Azar

$$65 \text{ A } 1800 + 50 \cdot 0 = 1850$$

Probando

Concepto: Azar

$$66 \text{ B } 1850 + 50 \cdot 0 = 1900$$

Probando

Concepto: Azar

$$67 \text{ B } 1900 + 50 \cdot 0 = 1950$$

Probando

Concepto: Azar

$$68 \text{ B } 1950 + 50 \cdot 0 = 2000$$

Probando

Concepto: Azar

$$69 \text{ B } 2000 + 50 \cdot 0 = 2050$$

Probando

Concepto: Azar

$$70 \text{ D } 2050 + 100 - 300 = 1850$$

Probando

Concepto: Azar

$$71 \text{ D } 1850 + 100 \cdot 0 = 1950$$

Probando

Concepto: Azar

$$72 \text{ D } 1950 + 100 \cdot 0 = 2050$$

Probando

Concepto: Azar

$$73 \text{ C } 2050 + 100 \cdot 0 = 2150$$

Probando

Concepto: Azar

$$74 \text{ C } 2150 + 100 \cdot 0 = 2250$$

Probando

Concepto: Azar

$$75 \text{ B } 2250 + 50 \cdot 0 = 2300$$

Probando

Concepto: Azar

$$76 \text{ B } 2300 + 50 \cdot 0 = 2350$$

Probando

Concepto: Azar

$$77 \text{ D } 2350 + 100 - 350 = 2100$$

Probando

Concepto: Azar

$$78 \text{ C } 2100 + 100 \cdot 0 = 2200$$

Probando

Concepto: Azar

$$79 \text{ A } 2200 + 50 - 25 = 2225$$

Probando

Concepto: Azar

$$80 \text{ B } 2225 + 50 \cdot 0 = 2275$$

Probando

Concepto: Azar

$$81 \text{ B } 2275 + 50 - 250 = 2075$$

Probando

Concepto: Azar

$$82 \text{ D } 2075 + 100 - 200 = 1975$$

Probando

Concepto: Azar

$$83 \text{ D } 1975 + 100 \cdot 0 = 2075$$

Probando

Concepto: Azar

$$84 \text{ D } 2075 + 100 - 350 = 1825$$

Probando

Concepto: Azar

$$85 \text{ C } 1825 + 100 \cdot 0 = 1925$$

Probando

Concepto: Azar

$$86 \text{ C } 1925 + 100 - 1250 = 775$$

Probando

Concepto: Azar

$$87 \text{ B } 775 + 50 \cdot 0 = 825$$

Probando

Concepto: Azar

$$88 \text{ B } 825 + 50 \cdot 0 = 875$$

Probando

Concepto: Azar

$$89 \text{ B } 875 + 50 \cdot 0 = 925$$

Probando

Concepto: Azar

$$90 \text{ D } 925 + 100 \cdot 0 = 1025$$

Probando

Concepto: Azar  
91 D  $1025 + 100 - 150 = 975$

Probando  
Concepto: Azar  
92 D  $975 + 100 0 = 1075$

Probando  
Concepto: Azar  
93 D  $1075 + 100 0 = 1175$

Probando  
Concepto: Azar  
94 D  $1175 + 100 - 300 = 975$

Probando  
Concepto: Azar  
95 A  $975 + 50 0 = 1025$

Probando

Concepto: Azar  
96 A  $1025 + 50 - 75 = 1000$

Probando  
Concepto: Azar  
97 A  $1000 + 50 0 = 1050$

Probando  
Concepto: Azar  
98 B  $1050 + 50 0 = 1100$

Probando  
Concepto: Azar  
99 B  $1100 + 50 0 = 1150$

Probando  
Concepto: Azar  
100 B  $1150 + 50 0 = 1200$

### D.13. Sujeto 4012

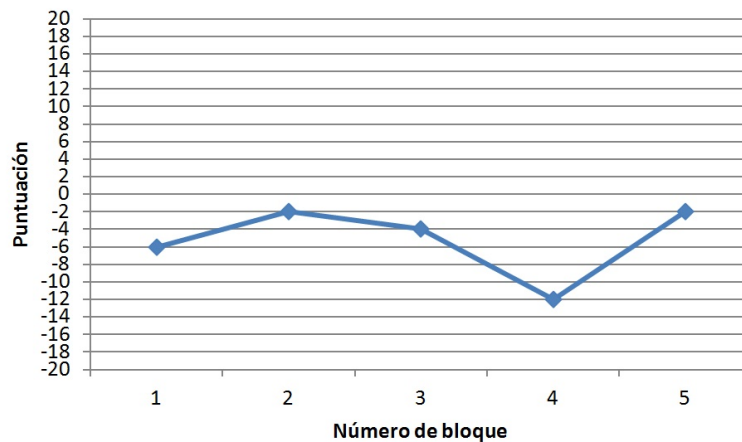


Figura D.12. Comportamiento del sujeto 4012 durante IGT.

$$1 \text{ B } 2000 + 50 \ 0 = 2050$$

$$2 \text{ D } 2050 + 100 - 250 = 1900$$

$$3 \text{ A } 1900 + 100 \ 0 = 2000$$

$$4 \text{ A } 2000 + 100 \ 0 = 2100$$

$$5 \text{ A } 2100 + 100 \ 0 = 2200$$

$$6 \text{ A } 2200 + 100 - 1250 = 1050$$

$$7 \text{ C } 1050 + 50 \ 0 = 1100$$

$$8 \text{ A } 1100 + 100 \ 0 = 1200$$

$$9 \text{ C } 1200 + 50 - 50 = 1200$$

$$10 \text{ D } 1200 + 100 \ 0 = 1300$$

$$11 \text{ A } 1300 + 100 \ 0 = 1400$$

$$12 \text{ D } 1400 + 100 \ 0 = 1500$$

$$13 \text{ C } 1500 + 50 \ 0 = 1550$$

$$14 \text{ A } 1550 + 100 \ 0 = 1650$$

$$15 \text{ D } 1650 + 100 - 200 = 1550$$

$$16 \text{ B } 1550 + 50 \ 0 = 1600$$

$$17 \text{ A } 1600 + 100 \ 0 = 1700$$

$$18 \text{ B } 1700 + 50 \ 0 = 1750$$

$$19 \text{ D } 1750 + 100 - 150 = 1700$$

$$20 \text{ C } 1700 + 50 - 50 = 1700$$

Porque da muchas veces +100  
Número de cartas sin pérdidas cogidas  
de esta baraja

$$21 \text{ A } 1700 + 100 \ 0 = 1800$$

Porque después de un +100, esta  
baraja da +50

Concepto: Azar

$$22 \text{ C } 1800 + 50 \ 0 = 1850$$

Igual

Concepto: Azar

$$23 \text{ C } 1850 + 50 \ 0 = 1900$$

Porque ya he elegido la A y si repito  
me quita dinero

Concepto: Azar

$$24 \text{ D } 1900 + 100 \ 0 = 2000$$

Igual que antes, +100

Concepto: Número de cartas sin pérdidas  
cogidas de esta baraja

$$25 \text{ A } 2000 + 100 \ 0 = 2100$$

Porque ya he elegido las otras, no  
quiero repetir barajas porque creo que  
si repito me quita dinero

Concepto: Azar

$$26 \text{ B } 2100 + 50 \ 0 = 2150$$

Quiero +100

Concepto: Número de cartas sin pérdidas  
cogidas de esta baraja

$$27 \text{ A } 2150 + 100 \cdot 0 = 2250$$

La secuencia A-D funciona a veces  
 Concepto: Azar  
 $28 \text{ D } 2250 + 100 \cdot 0 = 2350$

A-D-B  
 Concepto: Azar  
 $29 \text{ B } 2350 + 50 \cdot 0 = 2400$

Otra vez A para empezar la secuencia  
 Concepto: Azar  
 $30 \text{ A } 2400 + 100 \cdot 0 = 2500$

A-D-B  
 Concepto: Azar  
 $31 \text{ D } 2500 + 100 \cdot -350 = 2250$

La secuencia no funciona  
 Concepto: Azar  
 $32 \text{ C } 2250 + 50 \cdot -25 = 2275$

Suerte  
 Concepto: Azar  
 $33 \text{ D } 2275 + 100 \cdot 0 = 2375$

Tiene menos cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $34 \text{ A } 2375 + 100 \cdot 0 = 2475$

Tiene más cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $35 \text{ B } 2475 + 50 \cdot 0 = 2525$

Todavía tiene más cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $36 \text{ B } 2525 + 50 \cdot 0 = 2575$

Igual  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $37 \text{ C } 2575 + 50 \cdot -75 = 2550$

Igual  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $38 \text{ B } 2550 + 50 \cdot 0 = 2600$

Tiene menos cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $39 \text{ A } 2600 + 100 \cdot 0 = 2700$

La segunda con menos cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $40 \text{ D } 2700 + 100 \cdot -300 = 2500$

Tiene más cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $41 \text{ B } 2500 + 50 \cdot -250 = 2300$

Tiene más cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $42 \text{ C } 2300 + 50 \cdot 0 = 2350$

Tiene menos cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $43 \text{ A } 2350 + 100 \cdot -1250 = 1200$

Me faltaba la D  
 Concepto: Azar  
 $44 \text{ D } 1200 + 100 \cdot -300 = 1000$

Empiezo la secuencia  
 Concepto: Azar  
 $45 \text{ A } 1000 + 100 \cdot 0 = 1100$

A-D-B  
 Concepto: Azar  
 $46 \text{ D } 1100 + 100 \cdot 0 = 1200$

A-D-B  
 Concepto: Azar  
 $47 \text{ B } 1200 + 50 \cdot 0 = 1250$

Probando: A-D-B-C  
 Concepto: Azar  
 $48 \text{ C } 1250 + 50 \cdot -50 = 1250$

A-D-B-?  
 Concepto: Azar  
 $49 \text{ A } 1250 + 100 \cdot 0 = 1350$

A-D-B-?  
 Concepto: Azar  
 $50 \text{ D } 1350 + 100 \cdot -200 = 1250$

A-D-B no funciona  
 Concepto: Azar  
 $51 \text{ B } 1250 + 50 \cdot 0 = 1300$

¿Por qué no?  
 Concepto: Azar  
 $52 \text{ C } 1300 + 50 \cdot -50 = 1300$

Tiene menos cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $53 \text{ A } 1300 + 100 \cdot 0 = 1400$

Tiene menos cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $54 \text{ A } 1400 + 100 \cdot 0 = 1500$

Tiene menos cartas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $55 \text{ A } 1500 + 100 \cdot 0 = 1600$

La segunda  
 Concepto: Azar  
 $56 \text{ D } 1600 + 100 \cdot 0 = 1700$

Igual  
 Concepto: Azar  
 $57 \text{ D } 1700 + 100 \cdot 0 = 1800$

La tercera

Concepto: Azar

$$58 \text{ B } 1800 + 50 \cdot 0 = 1850$$

Tiene más cartas

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$59 \text{ C } 1850 + 50 \cdot 0 = 1900$$

Tiene menos cartas

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$60 \text{ A } 1900 + 100 - 1250 = 750$$

Igual

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$61 \text{ D } 750 + 100 - 350 = 500$$

Igual

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$62 \text{ B } 500 + 50 - 250 = 300$$

Tiene más cartas

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$63 \text{ C } 300 + 50 \cdot 0 = 350$$

Igual

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$64 \text{ D } 350 + 100 - 150 = 300$$

A da más dinero

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$65 \text{ A } 300 + 100 \cdot 0 = 400$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$66 \text{ A } 400 + 100 \cdot 0 = 500$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$67 \text{ A } 500 + 100 \cdot 0 = 600$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$68 \text{ A } 600 + 100 \cdot 0 = 700$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$69 \text{ A } 700 + 100 \cdot 0 = 800$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$70 \text{ A } 800 + 100 \cdot 0 = 900$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$71 \text{ D } 900 + 100 \cdot 0 = 1000$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$72 \text{ D } 1000 + 100 - 250 = 850$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$73 \text{ A } 850 + 100 \cdot 0 = 950$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$74 \text{ A } 950 + 100 \cdot 0 = 1050$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$75 \text{ A } 1050 + 100 \cdot 0 = 1150$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$76 \text{ A } 1150 + 100 \cdot 0 = 1250$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$77 \text{ C } 1250 + 50 \cdot 0 = 1300$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$78 \text{ B } 1300 + 50 \cdot 0 = 1350$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$79 \text{ A } 1350 + 100 \cdot 0 = 1450$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$80 \text{ A } 1450 + 100 \cdot 0 = 1550$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$81 \text{ A } 1550 + 100 \cdot 0 = 1650$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$82 \text{ A } 1650 + 100 \cdot 0 = 1750$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$83 \text{ B } 1750 + 50 \cdot 0 = 1800$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$84 \text{ C } 1800 + 50 - 75 = 1775$$

Creo que puedo obtener cartas positivas varias veces y luego hacer pausas eligiendo otras barajas

Concepto: Azar

$$85 \text{ A } 1775 + 100 \cdot 0 = 1875$$

Igual

Concepto: Azar

$$86 \text{ A } 1875 + 100 \cdot 0 = 1975$$

Igual

Concepto: Azar

$$87 \text{ A } 1975 + 100 \cdot 0 = 2075$$

Igual

Concepto: Azar

$$88 \text{ C } 2075 + 50 - 25 = 2100$$

Igual  
Concepto: Azar  
 $89 \text{ B } 2100 + 50 \cdot 0 = 2150$

Igual  
Concepto: Azar  
 $90 \text{ A } 2150 + 100 \cdot 0 = 2250$

Igual  
Concepto: Azar  
 $91 \text{ A } 2250 + 100 - 1250 = 1100$

Igual  
Concepto: Azar  
 $92 \text{ D } 1100 + 100 \cdot 0 = 1200$

Igual  
Concepto: Azar  
 $93 \text{ C } 1200 + 50 - 50 = 1200$

Aleatorio  
Concepto: Azar  
 $94 \text{ B } 1200 + 50 \cdot 0 = 1250$

Aleatorio  
Concepto: Azar  
 $95 \text{ B } 1250 + 50 \cdot 0 = 1300$

Aleatorio  
Concepto: Azar  
 $96 \text{ D } 1300 + 100 \cdot 0 = 1400$

Eligiendo al azar da mejores resultados  
Concepto: Azar  
 $97 \text{ C } 1400 + 50 \cdot 0 = 1450$

Aleatorio  
Concepto: Azar  
 $98 \text{ A } 1450 + 100 \cdot 0 = 1550$

Aleatorio sin repetición  
Concepto: Azar  
 $99 \text{ B } 1550 + 50 \cdot 0 = 1600$

Aleatorio  
Concepto: Azar  
 $100 \text{ A } 1600 + 100 \cdot 0 = 1700$

## D.14. Sujeto 4013

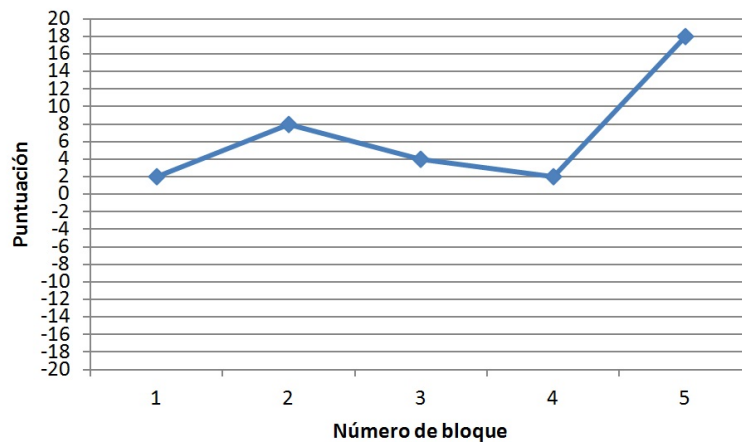


Figura D.13. Comportamiento del sujeto 4013 durante IGT.

$$1 \text{ C } 2000 + 100 \text{ 0} = 2100$$

$$2 \text{ A } 2100 + 50 \text{ 0} = 2150$$

$$3 \text{ B } 2150 + 50 \text{ 0} = 2200$$

$$4 \text{ D } 2200 + 100 - 150 = 2150$$

$$5 \text{ C } 2150 + 100 \text{ 0} = 2250$$

$$6 \text{ C } 2250 + 100 \text{ 0} = 2350$$

$$7 \text{ C } 2350 + 100 \text{ 0} = 2450$$

$$8 \text{ C } 2450 + 100 \text{ 0} = 2550$$

$$9 \text{ B } 2550 + 50 \text{ 0} = 2600$$

$$10 \text{ A } 2600 + 50 \text{ 0} = 2650$$

$$11 \text{ C } 2650 + 100 \text{ 0} = 2750$$

$$12 \text{ C } 2750 + 100 \text{ 0} = 2850$$

$$13 \text{ C } 2850 + 100 - 1250 = 1700$$

$$14 \text{ B } 1700 + 50 \text{ 0} = 1750$$

$$15 \text{ B } 1750 + 50 - 250 = 1550$$

$$16 \text{ B } 1550 + 50 \text{ 0} = 1600$$

$$17 \text{ B } 1600 + 50 \text{ 0} = 1650$$

$$18 \text{ B } 1650 + 50 \text{ 0} = 1700$$

$$19 \text{ B } 1700 + 50 \text{ 0} = 1750$$

$$20 \text{ B } 1750 + 50 \text{ 0} = 1800$$

He elegido la Baraja B porque aunque da menos puntos, no resta como en el caso de la Baraja C que había elegido inicialmente, que daba 100 puntos pero después de 3 o 4 rondas resto 1000 (creo) en un solo lanzamiento.

Concepto: Valor de la peor pérdida  
21 B 1800 + 50 0 = 1850

Sigo sumando puntos.  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
22 B 1850 + 50 0 = 1900

Elijo la A a ver si cambia la cantidad de puntos ganados después de una cierta cantidad de lanzamientos.  
Concepto: Azar  
23 A 1900 + 50 0 = 1950

Sigo sumando puntos.  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
24 A 1950 + 50 - 25 = 1975

La baraja A no resultó ser una buena opción, después de 3 lanzamientos empieza a restar, en este caso poco, sólo -50.  
Concepto: Azar  
25 B 1975 + 50 - 250 = 1775

Bueno voy a intentar de nuevo con la D, quizá restó mucho la primera vez pero ahora ya no sea así, sólo la usé una vez.

Concepto: Rondas sin elegirla  
26 D 1775 +100 0 = 1875

Efectivamente, ahora la baraja D está sumando 100 puntos, sigo a ver que pasa.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
27 D 1875 +100 0 = 1975

Parece que sigue sumando, ahora llevo 2 lanzamientos, a ver que pasa después del 3ero.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
28 D 1975 +100 -200 = 1875

Vale, tampoco. Ahora la baraja B restó 200, retomo la C a ver como va.

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
29 C 1875 +100 0 = 1975

La Baraja C, después de 3 lanzamientos restaba 100, voy a lanzar 2 veces solamente.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
30 C 1975 +100 0 = 2075

La Baraja D restaba después del 3 lanzamiento y creo que es la que menos resta, por el momento voy sumando

Concepto: Azar  
31 D 2075 +100 -250 = 1925

Ah pues no! la baraja D ha restado 250 a la primera, se viene a bajo mi teoría. Pues nada me cambio a la A para poder sumar puntos.

Concepto: Valor de la peor pérdida  
32 A 1925 +50 -75 = 1900

Bueno, la A restó 75 al segundo lanzamiento, me quedo con el dato. Paso a la B a ver si encuentro algún patrón con alguna baraja, por el momento creo que no veo ninguno claro.

Concepto: Azar  
33 B 1900 +50 0 = 1950

Sigo sumando, llevo 2 lanzamientos, no recuerdo si al 3 o 4 restaba 200 creo.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

34 B 1950 +50 0 = 2000

Sigo sumando y van 3. O sea que en el siguiente restará si mi teoría es cierta.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
35 B 2000 +50 0 = 2050

A ver si es en este cuando resta.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
36 B 2050 +50 0 = 2100

Pues no, sigue sumando y ya voy por el 6to. A ver ahora?

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
37 B 2100 +50 0 = 2150

Sigo sumando, que raro? esto me suena a engaño, como no sea que después de unas cuantas jugadas reste todo.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
38 B 2150 +50 0 = 2200

Sigo sumando... espero la sorpresa!

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
39 B 2200 +50 0 = 2250

Sigo sumando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
40 B 2250 +50 0 = 2300

Sigo sumando y ya perdí la cuenta de cuantos lanzamientos llevo con esta baraja.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
41 B 2300 +50 0 = 2350

Sigo sumando

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
42 B 2350 +50 -250 = 2150

Hala -250, bueno es poco, pensé que restaría más, el tema es que no se cuantas veces he jugado con esta baraja, creo que 12 o así.

Concepto: Valor de la peor pérdida  
43 B 2150 +50 0 = 2200

Vuelvo a probar con la D que la B solo suma de 50 puntos cada vez.

concepto: Valor de la mejor ganancia  
44 D 2200 +100 0 = 2300

Esta suma más... a ver que pasa.  
concepto: Valor de la mejor ganancia  
45 D  $2300 + 100 - 300 = 2100$

Bueno, esta vez restó 300 a la segunda jugada, voy a seguir un poco más, porque a priori no compensa.  
concepto: Valor de la mejor ganancia  
46 D  $2100 + 100 - 0 = 2200$

100 más, a ver que pasa  
concepto: Valor de la mejor ganancia  
47 D  $2200 + 100 - 350 = 1950$

Ahora -350. Pues no, definitivamente no compensa elegir la baraja C, resta más de lo que suma. Abandono la C.  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
48 C  $1950 + 100 - 0 = 2050$

No había abandonado la D, ahora retomo la C a ver que pasa  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
49 C  $2050 + 100 - 1250 = 900$

Pues no, esta es la que resta 1250 en una sola jugada. Abandonada la C, creo que es mejor sólo la A y B aunque den menos puntos.  
Concepto: Azar  
50 C  $900 + 100 - 0 = 1000$

A ver un último intento con la C.  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
51 C  $1000 + 100 - 0 = 1100$

Vale, ya está ahora la B y a sumar de poco en poco.  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
52 B  $1100 + 50 - 0 = 1150$

Va una vez.  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
53 B  $1150 + 50 - 0 = 1200$

2 veces.  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
54 B  $1200 + 50 - 0 = 1250$

3 veces.  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
55 B  $1250 + 50 - 0 = 1300$

4 veces.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
56 B  $1300 + 50 - 0 = 1350$

5 veces.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
57 B  $1350 + 50 - 0 = 1400$

7 veces,

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
58 B  $1400 + 50 - 0 = 1450$

8

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
59 B  $1450 + 50 - 0 = 1500$

9

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
60 B  $1500 + 50 - 0 = 1550$

10, según mi teoría entre la 10 a 12 debe restar 250. A ver?

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
61 B  $1550 + 50 - 0 = 1600$

11

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
62 B  $1600 + 50 - 0 = 1650$

12

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
63 B  $1650 + 50 - 0 = 1700$

13

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
64 B  $1700 + 50 - 0 = 1750$

14... pues no, mi teoría al traste... bueno quizás hay algún patrón al jugar una vez con cada y está en la combinación de barajas, no en quedarse jugando muchas veces con una sola... a ver?

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
65 B  $1750 + 50 - 0 = 1800$

primer lanzamiento con A... a ver si encuentro algún patrón con mi nueva idea.

Concepto: Azar  
66 A  $1800 + 50 - 50 = 1800$

A restó a la primera, nada, empie-

zo con D a ver que pasa.

Concepto: Azar

$$67 \text{ D } 1800 + 100 \cdot 0 = 1900$$

Sumó 100, otra vez con D.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$68 \text{ D } 1900 + 100 \cdot -350 = 1650$$

Pues no, a la segunda restó 350 a ver con C

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas

$$69 \text{ C } 1650 + 100 \cdot 0 = 1750$$

A ver si lo combino con B y vuelvo a C

Concepto: Azar

$$70 \text{ B } 1750 + 50 \cdot -250 = 1550$$

Restó 250, mal juego... vuelvo a D que fue quien restó la última vez a ver que hace.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$71 \text{ D } 1550 + 100 \cdot -200 = 1450$$

Esta vez restó 200, será que baja lo que resta de 50 en 50 y luego empieza a sumar?

Concepto: Azar

$$72 \text{ C } 1450 + 100 \cdot 0 = 1550$$

C sumó 100, a ver qué hace D ahora?

Concepto: Azar

$$73 \text{ D } 1550 + 100 \cdot 0 = 1650$$

Sumó 100, a ver ahora que es el segundo lanzamiento?

Concepto: Azar

$$74 \text{ D } 1650 + 100 \cdot -250 = 1500$$

Restó 250, pues no, mala opción D, definitivamente la descarto.

Concepto: Azar

$$75 \text{ C } 1500 + 100 \cdot 0 = 1600$$

Sólo me quedan 25 rondas, creo que me concentraré en A y B. C cuando resta, resta 1250 las 2 veces, con los puntos que tengo no puedo restar tanto.

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$76 \text{ B } 1600 + 50 \cdot 0 = 1650$$

Sigo sumando.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$77 \text{ B } 1650 + 50 \cdot 0 = 1700$$

Sigo sumando.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$78 \text{ B } 1700 + 50 \cdot 0 = 1750$$

Sigo sumando.

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$79 \text{ B } 1750 + 50 \cdot -250 = 1550$$

Tampoco resulta tan buena opción, no sé cuántos lanzamientos llevaba de la vez anterior, ahora sólo 3 y restó 250.

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas

$$80 \text{ C } 1550 + 100 \cdot 0 = 1650$$

Sumé 100 con C, creo que la siguiente con C es la que resta, retomemos B que a la 10ª vez parece que es cuando resta.

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$81 \text{ B } 1650 + 50 \cdot 0 = 1700$$

Sigo sumando. 1

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$82 \text{ B } 1700 + 50 \cdot 0 = 1750$$

Sigo sumando. 2

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$83 \text{ B } 1750 + 50 \cdot 0 = 1800$$

Sigo sumando. 3

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$84 \text{ B } 1800 + 50 \cdot 0 = 1850$$

Sigo sumando. 4

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$85 \text{ B } 1850 + 50 \cdot 0 = 1900$$

Sigo sumando. 5

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$86 \text{ B } 1900 + 50 \cdot 0 = 1950$$

Sigo sumando. 6

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$87 \text{ B } 1950 + 50 \cdot 0 = 2000$$

Sigo sumando. 7

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$88 \text{ B } 2000 + 50 \cdot 0 = 2050$$

Sigo sumando. 8

Concepto: La última carta de esta ba-

raja ha sido positiva  
89 B  $2050 + 50 - 250 = 1850$

A ver qué pasa con A?  
Concepto: Azar  
90 A  $1850 + 50 0 = 1900$

2 vez  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
91 A  $1900 + 50 - 50 = 1900$

3.  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
92 A  $1900 + 50 - 50 = 1900$

No, sigue restando, a ver D, después de 2 restas.  
Concepto: Azar  
93 D  $1900 + 100 0 = 2000$

D sumó, bueno, retomemos B  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
94 B  $2000 + 50 0 = 2050$

Sigo sumando  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
95 B  $2050 + 50 0 = 2100$

3ª vez con B

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
96 B  $2100 + 50 0 = 2150$

4 con B  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
97 B  $2150 + 50 0 = 2200$

A ver si la sorpresa es ahora que ya voy a terminar.  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
98 B  $2200 + 50 0 = 2250$

Bueno que expectativa  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
99 B  $2250 + 50 0 = 2300$

Bueno, que indecisión con la última, no me atrevo con C porque estoy casi segura que tenía que restar ahora los 120, con D no sé, es como una caja de sorpresas, puede ser que sumara los 100 o restara 250, así que me voy con B que es mas seguro... o que me dé la sorpresa. A ver...  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
100 B  $2300 + 50 0 = 2350$

## D.15. Sujeto 4014

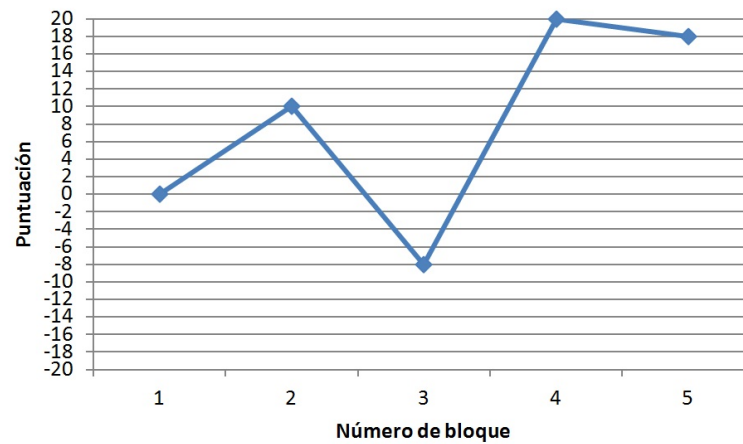


Figura D.14. Comportamiento del sujeto 4014 durante IGT.

$$1 \text{ A } 2000 + 50 \ 0 = 2050$$

$$2 \text{ B } 2050 + 100 \ 0 = 2150$$

$$3 \text{ C } 2150 + 50 \ 0 = 2200$$

$$4 \text{ D } 2200 + 100 - 300 = 2000$$

$$5 \text{ A } 2000 + 50 - 250 = 1800$$

$$6 \text{ B } 1800 + 100 \ 0 = 1900$$

$$7 \text{ C } 1900 + 50 \ 0 = 1950$$

$$8 \text{ D } 1950 + 100 - 200 = 1850$$

$$9 \text{ A } 1850 + 50 \ 0 = 1900$$

$$10 \text{ B } 1900 + 100 \ 0 = 2000$$

$$11 \text{ C } 2000 + 50 \ 0 = 2050$$

$$12 \text{ D } 2050 + 100 \ 0 = 2150$$

$$13 \text{ A } 2150 + 50 \ 0 = 2200$$

$$14 \text{ B } 2200 + 100 \ 0 = 2300$$

$$15 \text{ C } 2300 + 50 - 50 = 2300$$

$$16 \text{ D } 2300 + 100 \ 0 = 2400$$

$$17 \text{ D } 2400 + 100 - 350 = 2150$$

$$18 \text{ A } 2150 + 50 \ 0 = 2200$$

$$19 \text{ B } 2200 + 100 - 1250 = 1050$$

$$20 \text{ C } 1050 + 50 - 50 = 1050$$

Estoy intentando ir de manera secuencial para entender la lógica del juego

Concepto: Rondas sin elegirla

$$21 \text{ D } 1050 + 100 - 150 = 1000$$

Cambio de estrategia: ahora intentaré elegir la baraja A varias veces

Concepto: Azar

$$22 \text{ A } 1000 + 50 \ 0 = 1050$$

Voy a seguir con la baraja A durante un rato

Concepto: Azar

$$23 \text{ A } 1050 + 50 \ 0 = 1100$$

Voy a seguir con la baraja A durante un rato

Concepto: Azar

$$24 \text{ A } 1100 + 50 \ 0 = 1150$$

Voy a seguir con la baraja A durante un rato

Concepto: Azar

$$25 \text{ A } 1150 + 50 \ 0 = 1200$$

Voy a seguir con la baraja A durante un rato

Concepto: Azar

$$26 \text{ A } 1200 + 50 \ 0 = 1250$$

La baraja A nunca me da un resultado negativo, así que creo que siguen-

do así, voy a acumular  $90 \times 50 = 4500$  puntos y voy a ganar!

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
27 A  $1250 + 50 \cdot 0 = 1300$

Ya lo expliqué

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
28 A  $1300 + 50 \cdot 0 = 1350$

Sigo con la baraja A mientras que me de valores positivos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
29 A  $1350 + 50 \cdot 0 = 1400$

Sigo con la baraja A mientras que me de valores positivos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
30 A  $1400 + 50 \cdot 0 = 1450$

Sigo con la baraja A mientras que me de valores positivos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
31 A  $1450 + 50 \cdot 0 = 1500$

Sigo con la baraja A mientras que me de valores positivos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
32 A  $1500 + 50 \cdot 0 = 1550$

Sigo con la baraja A mientras que me de valores positivos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
33 A  $1550 + 50 \cdot 0 = 1600$

Sigo con la baraja A mientras que me de valores positivos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
34 A  $1600 + 50 \cdot 0 = 1650$

Sigo con la baraja A mientras que me de valores positivos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
35 A  $1650 + 50 \cdot 0 = 1700$

Sigo con la baraja A mientras que me de valores positivos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
36 A  $1700 + 50 \cdot -250 = 1500$

La baraja A acaba de darme un valor negativo. He cambiado de baraja  
Concepto: La última carta cogida de

otra baraja ha dado pérdidas  
37 B  $1500 + 100 \cdot 0 = 1600$

A ver si la baraja B sigue dándome valores positivos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
38 B  $1600 + 100 \cdot 0 = 1700$

Sigo con B hasta que me de valores negativos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
39 B  $1700 + 100 \cdot 0 = 1800$

Sigo con B hasta que me de valores negativos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
40 B  $1800 + 100 \cdot 0 = 1900$

Sigo con B hasta que me de valores negativos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
41 B  $1900 + 100 \cdot 0 = 2000$

Sigo con B hasta que me de valores negativos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
42 B  $2000 + 100 \cdot -1250 = 850$

He seguido con la C porque me daba positivos  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
43 C  $850 + 50 \cdot -25 = 875$

La C me ha dado negativos, intento volver con la B, a ver si ahora me da positivo  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
44 B  $875 + 100 \cdot 0 = 975$

Sigo con la B hasta encontrar negativos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
45 B  $975 + 100 \cdot 0 = 1075$

Sigo con la B hasta encontrar negativos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
46 B  $1075 + 100 \cdot 0 = 1175$

Sigo con la B hasta encontrar negativos  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$47 \text{ B } 1175 + 100 \cdot 0 = 1275$$

Sigo con la B hasta encontrar negativos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$48 \text{ B } 1275 + 100 \cdot 0 = 1375$$

Sigo con la B hasta encontrar negativos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$49 \text{ B } 1375 + 100 \cdot 0 = 1475$$

Sigo con la B hasta encontrar negativos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$50 \text{ B } 1475 + 100 \cdot 0 = 1575$$

Sigo con la B hasta encontrar negativos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$51 \text{ B } 1575 + 100 \cdot 0 = 1675$$

Sigo con la B hasta encontrar negativos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$52 \text{ B } 1675 + 100 \cdot 0 = 1775$$

Sigo con la B hasta encontrar negativos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$53 \text{ B } 1775 + 100 \cdot 0 = 1875$$

Sigo con la B hasta encontrar negativos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$54 \text{ B } 1875 + 100 \cdot 0 = 1975$$

Sigo con la B hasta encontrar negativos

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$55 \text{ B } 1975 + 100 \cdot (-1250) = 825$$

Creo que cada baraja tiene una cantidad de cartas iguales y luego una diferente. La A y B las conozco. A ver la C

Concepto: Azar

$$56 \text{ C } 825 + 50 \cdot (-75) = 800$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$57 \text{ C } 800 + 50 \cdot 0 = 850$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$58 \text{ C } 850 + 50 \cdot (-50) = 850$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$59 \text{ C } 850 + 50 \cdot 0 = 900$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$60 \text{ C } 900 + 50 \cdot (-25) = 925$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$61 \text{ C } 925 + 50 \cdot 0 = 975$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$62 \text{ C } 975 + 50 \cdot 0 = 1025$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$63 \text{ C } 1025 + 50 \cdot 0 = 1075$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$64 \text{ C } 1075 + 50 \cdot 0 = 1125$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$65 \text{ C } 1125 + 50 \cdot (-50) = 1125$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$66 \text{ C } 1125 + 50 \cdot (-50) = 1125$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$67 \text{ C } 1125 + 50 \cdot (-50) = 1125$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$68 \text{ C } 1125 + 50 \cdot 0 = 1175$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$69 \text{ C } 1175 + 50 \cdot (-75) = 1150$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$70 \text{ C } 1150 + 50 \cdot 0 = 1200$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$71 \text{ C } 1200 + 50 \cdot (-50) = 1200$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$72 \text{ C } 1200 + 50 \cdot 0 = 1250$$

Sigo con la exploración de la C

Concepto: Azar

$$73 \text{ C } 1250 + 50 \cdot (-50) = 1250$$

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
74 C 1250 +50 -50 = 1250

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
75 C 1250 +50 -25 = 1275

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
76 C 1275 +50 0 = 1325

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
77 C 1325 +50 0 = 1375

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
78 C 1375 +50 0 = 1425

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
79 C 1425 +50 -75 = 1400

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
80 C 1400 +50 -50 = 1400

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
81 C 1400 +50 -50 = 1400

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
82 C 1400 +50 -75 = 1375

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
83 C 1375 +50 0 = 1425

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
84 C 1425 +50 0 = 1475

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
85 C 1475 +50 0 = 1525

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
86 C 1525 +50 -50 = 1525

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
87 C 1525 +50 0 = 1575

Sigo con la exploración de la C  
Concepto: Azar  
88 C 1575 +50 -25 = 1600

Veo que la C haciendo una media me da puntos. Creo que voy a seguir

con ella mientras gane.  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
89 C 1600 +50 0 = 1650

Sigo con C, mientras sube  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
90 C 1650 +50 0 = 1700

Sigo con C, mientras sube  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
91 C 1700 +50 0 = 1750

Sigo con C, mientras sube  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
92 C 1750 +50 -50 = 1750

Sigo con C, mientras sube  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
93 C 1750 +50 0 = 1800

Sigo con C, mientras sube  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
94 C 1800 +50 -50 = 1800

Sigo con C, mientras sube  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
95 C 1800 +50 0 = 1850

Sigo con C, mientras sube  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
96 C 1850 +50 -25 = 1875

Sigo con C, mientras sube  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
97 C 1875 +50 -50 = 1875

Sigo con C, mientras sube  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
98 C 1875 +50 0 = 1925

Sigo con C, mientras sube  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
99 C 1925 +50 -75 = 1900

La última es para probar suerte e intentar ganar más puntos  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
100 D 1900 +100 0 = 2000

## D.16. Sujeto 4015

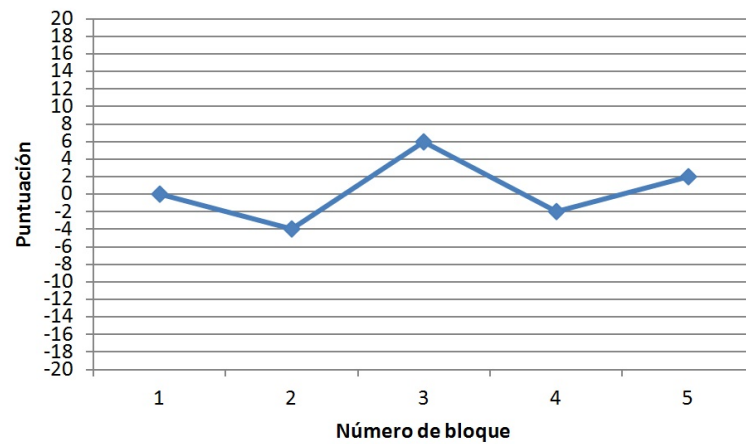


Figura D.15. Comportamiento del sujeto 4015 durante IGT.

$$1 \text{ C } 2000 + 50 \ 0 = 2050$$

$$2 \text{ A } 2050 + 100 - 1250 = 900$$

$$3 \text{ D } 900 + 100 \ 0 = 1000$$

$$4 \text{ A } 1000 + 100 \ 0 = 1100$$

$$5 \text{ B } 1100 + 50 - 50 = 1100$$

$$6 \text{ C } 1100 + 50 \ 0 = 1150$$

$$7 \text{ D } 1150 + 100 \ 0 = 1250$$

$$8 \text{ B } 1250 + 50 - 50 = 1250$$

$$9 \text{ C } 1250 + 50 \ 0 = 1300$$

$$10 \text{ A } 1300 + 100 \ 0 = 1400$$

$$11 \text{ D } 1400 + 100 - 200 = 1300$$

$$12 \text{ C } 1300 + 50 \ 0 = 1350$$

$$13 \text{ A } 1350 + 100 \ 0 = 1450$$

$$14 \text{ C } 1450 + 50 \ 0 = 1500$$

$$15 \text{ B } 1500 + 50 \ 0 = 1550$$

$$16 \text{ A } 1550 + 100 \ 0 = 1650$$

$$17 \text{ D } 1650 + 100 \ 0 = 1750$$

$$18 \text{ C } 1750 + 50 \ 0 = 1800$$

$$19 \text{ D } 1800 + 100 - 150 = 1750$$

$$20 \text{ B } 1750 + 50 - 50 = 1750$$

Estoy intentando seguir algún orden aleatorio, ningún patrón en específico

Concepto: Azar

$$21 \text{ D } 1750 + 100 - 250 = 1600$$

Igual que antes

Concepto: Azar

$$22 \text{ B } 1600 + 50 \ 0 = 1650$$

Igual

Concepto: Azar

$$23 \text{ D } 1650 + 100 \ 0 = 1750$$

Igual

Concepto: Azar

$$24 \text{ C } 1750 + 50 - 250 = 1550$$

Igual

Concepto: Azar

$$25 \text{ C } 1550 + 50 \ 0 = 1600$$

Igual

Concepto: Azar

$$26 \text{ A } 1600 + 100 \ 0 = 1700$$

Igual

Concepto: Azar

$$27 \text{ A } 1700 + 100 \ 0 = 1800$$

Igual

Concepto: Azar

$$28 \text{ D } 1800 + 100 - 350 = 1550$$

Igual  
Concepto: Azar  
29 B  $1550 + 50 - 25 = 1575$

Igual  
Concepto: Azar  
30 C  $1575 + 50 = 1625$

Igual  
Concepto: Azar  
31 D  $1625 + 100 - 300 = 1425$

Igual  
Concepto: Azar  
32 A  $1425 + 100 = 1525$

Igual  
Concepto: Azar  
33 C  $1525 + 50 = 1575$

Igual  
Concepto: Azar  
34 A  $1575 + 100 = 1675$

Igual  
Concepto: Azar  
35 D  $1675 + 100 = 1775$

Igual  
Concepto: Azar  
36 B  $1775 + 50 = 1825$

Igual  
Concepto: Azar  
37 D  $1825 + 100 = 1925$

Igual  
Concepto: Azar  
38 A  $1925 + 100 = 2025$

Igual  
Concepto: Azar  
39 C  $2025 + 50 = 2075$

Igual  
Concepto: Azar  
40 D  $2075 + 100 = 2175$

Igual  
Concepto: Azar  
41 A  $2175 + 100 = 2275$

Igual  
Concepto: Azar  
42 B  $2275 + 50 = 2325$

Igual  
Concepto: Azar  
43 A  $2325 + 100 = 2425$

Igual

Concepto: Azar  
44 B  $2425 + 50 = 2475$

Igual  
Concepto: Azar  
45 D  $2475 + 100 = 2575$

Igual  
Concepto: Azar  
46 B  $2575 + 50 - 75 = 2550$

Igual  
Concepto: Azar  
47 D  $2550 + 100 - 150 = 2500$

Igual  
Concepto: Azar  
48 C  $2500 + 50 = 2550$

Igual  
Concepto: Azar  
49 C  $2550 + 50 = 2600$

Igual  
Concepto: Azar  
50 B  $2600 + 50 - 50 = 2600$

Igual  
Concepto: Azar  
51 B  $2600 + 50 - 50 = 2600$

Sólo cambiar de tendencia en el orden a seleccionar, con las cartas de B me ha descontado varias veces

Concepto: Azar  
52 A  $2600 + 100 - 1250 = 1450$

Aleatorio  
Concepto: Azar  
53 C  $1450 + 50 = 1500$

Igual  
Concepto: Azar  
54 B  $1500 + 50 = 1550$

Igual  
Concepto: Azar  
55 C  $1550 + 50 = 1600$

Igual  
Concepto: Azar  
56 B  $1600 + 50 = 1650$

Igual  
Concepto: Azar  
57 A  $1650 + 100 = 1750$

Igual  
Concepto: Azar  
58 B  $1750 + 50 - 25 = 1775$

Igual

Concepto: Azar

$$59 \text{ C } 1775 + 50 \cdot 0 = 1825$$

Igual

Concepto: Azar

$$60 \text{ A } 1825 + 100 \cdot 0 = 1925$$

Igual

Concepto: Azar

$$61 \text{ D } 1925 + 100 \cdot 0 = 2025$$

Igual

Concepto: Azar

$$62 \text{ C } 2025 + 50 \cdot 0 = 2075$$

Igual

Concepto: Azar

$$63 \text{ C } 2075 + 50 \cdot 0 = 2125$$

Igual

Concepto: Azar

$$64 \text{ D } 2125 + 100 \cdot -300 = 1925$$

Igual

Concepto: Azar

$$65 \text{ D } 1925 + 100 \cdot -200 = 1825$$

Igual

Concepto: Azar

$$66 \text{ C } 1825 + 50 \cdot 0 = 1875$$

Igual

Concepto: Azar

$$67 \text{ A } 1875 + 100 \cdot 0 = 1975$$

Igual

Concepto: Azar

$$68 \text{ D } 1975 + 100 \cdot 0 = 2075$$

Igual

Concepto: Azar

$$69 \text{ D } 2075 + 100 \cdot -250 = 1925$$

Igual

Concepto: Azar

$$70 \text{ C } 1925 + 50 \cdot -250 = 1725$$

Cambiar tendencia de selección

Concepto: Azar

$$71 \text{ D } 1725 + 100 \cdot -350 = 1475$$

Igual

Concepto: Azar

$$72 \text{ C } 1475 + 50 \cdot 0 = 1525$$

Aleatorio

Concepto: Azar

$$73 \text{ A } 1525 + 100 \cdot 0 = 1625$$

Igual

Concepto: Azar

$$74 \text{ C } 1625 + 50 \cdot 0 = 1675$$

Igual

Concepto: Azar

$$75 \text{ B } 1675 + 50 \cdot -50 = 1675$$

Igual

Concepto: Azar

$$76 \text{ D } 1675 + 100 \cdot 0 = 1775$$

Igual

Concepto: Azar

$$77 \text{ B } 1775 + 50 \cdot 0 = 1825$$

Igual

Concepto: Azar

$$78 \text{ A } 1825 + 100 \cdot 0 = 1925$$

Igual

Concepto: Azar

$$79 \text{ D } 1925 + 100 \cdot -200 = 1825$$

Igual

Concepto: Azar

$$80 \text{ B } 1825 + 50 \cdot 0 = 1875$$

Igual

Concepto: Azar

$$81 \text{ C } 1875 + 50 \cdot 0 = 1925$$

Igual

Concepto: Azar

$$82 \text{ A } 1925 + 100 \cdot 0 = 2025$$

Igual

Concepto: Azar

$$83 \text{ B } 2025 + 50 \cdot -75 = 2000$$

Igual

Concepto: Azar

$$84 \text{ D } 2000 + 100 \cdot -300 = 1800$$

Igual

Concepto: Azar

$$85 \text{ B } 1800 + 50 \cdot 0 = 1850$$

Igual

Concepto: Azar

$$86 \text{ A } 1850 + 100 \cdot 0 = 1950$$

Igual

Concepto: Azar

$$87 \text{ B } 1950 + 50 \cdot 0 = 2000$$

Igual

Concepto: Azar

$$88 \text{ C } 2000 + 50 \cdot 0 = 2050$$

Igual

Concepto: Azar

$$89 \text{ B } 2050 + 50 \cdot 0 = 2100$$

Igual

Concepto: Azar

$$90 \text{ D } 2100 + 100 \cdot 0 = 2200$$

Igual

Concepto: Azar

$$91 \text{ A } 2200 + 100 \cdot 0 = 2300$$

Igual

Concepto: Azar

$$92 \text{ C } 2300 + 50 \cdot 0 = 2350$$

Igual

Concepto: Azar

$$93 \text{ B } 2350 + 50 \cdot 0 = 2400$$

Igual

Concepto: Azar

$$94 \text{ D } 2400 + 100 \cdot 0 = 2500$$

Igual

Concepto: Azar

$$95 \text{ A } 2500 + 100 \cdot 0 = 2600$$

Igual

Concepto: Azar

$$96 \text{ C } 2600 + 50 \cdot 0 = 2650$$

Igual

Concepto: Azar

$$97 \text{ B } 2650 + 50 \cdot -50 = 2650$$

Igual

Concepto: Azar

$$98 \text{ D } 2650 + 100 \cdot -150 = 2600$$

Igual

Concepto: Azar

$$99 \text{ A } 2600 + 100 \cdot 0 = 2700$$

Igual

Concepto: Azar

$$100 \text{ C } 2700 + 50 \cdot -250 = 2500$$

## D.17. Sujeto 4016

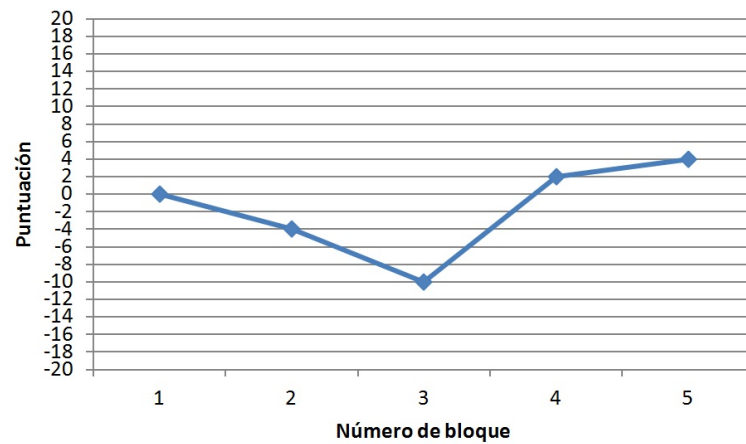


Figura D.16. Comportamiento del sujeto 4016 durante IGT.

$$1 \text{ B } 2000 +50 -50 = 2000$$

$$2 \text{ D } 2000 +100 -200 = 1900$$

$$3 \text{ D } 1900 +100 0 = 2000$$

$$4 \text{ C } 2000 +50 -250 = 1800$$

$$5 \text{ A } 1800 +100 0 = 1900$$

$$6 \text{ A } 1900 +100 0 = 2000$$

$$7 \text{ D } 2000 +100 -250 = 1850$$

$$8 \text{ D } 1850 +100 -350 = 1600$$

$$9 \text{ C } 1600 +50 0 = 1650$$

$$10 \text{ B } 1650 +50 0 = 1700$$

$$11 \text{ C } 1700 +50 0 = 1750$$

$$12 \text{ B } 1750 +50 -50 = 1750$$

$$13 \text{ A } 1750 +100 0 = 1850$$

$$14 \text{ B } 1850 +50 -50 = 1850$$

$$15 \text{ A } 1850 +100 0 = 1950$$

$$16 \text{ C } 1950 +50 0 = 2000$$

$$17 \text{ D } 2000 +100 0 = 2100$$

$$18 \text{ C } 2100 +50 0 = 2150$$

$$19 \text{ B } 2150 +50 0 = 2200$$

$$20 \text{ A } 2200 +100 0 = 2300$$

Porque estaba siguiendo una secuencia C, D, C, B, A y venia la B  
Concepto: Azar

$$21 \text{ B } 2300 +50 -25 = 2325$$

Igual que antes

Concepto: Azar

$$22 \text{ C } 2325 +50 0 = 2375$$

Igual

Concepto: Azar

$$23 \text{ D } 2375 +100 -300 = 2175$$

Cambio de secuencia por intentar otra

Concepto: Azar

$$24 \text{ A } 2175 +100 0 = 2275$$

Igual

Concepto: Azar

$$25 \text{ B } 2275 +50 0 = 2325$$

Igual

Concepto: Azar

$$26 \text{ C } 2325 +50 0 = 2375$$

Intentando descubrir una secuencia

Concepto: Azar

$$27 \text{ B } 2375 +50 0 = 2425$$

Manteniendo el nivel de cartas en cada montón

Concepto: Azar

$$28 A 2425 +100 0 = 2525$$

Igual que la anterior

Concepto: Azar

$$29 D 2525 +100 0 = 2625$$

Igual que la anterior

Concepto: Azar

$$30 D 2625 +100 0 = 2725$$

Igual que la anterior

Concepto: Azar

$$31 D 2725 +100 0 = 2825$$

Igual que la anterior

Concepto: Azar

$$32 D 2825 +100 -150 = 2775$$

Porque la D me hizo perder

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas

$$33 B 2775 +50 -75 = 2750$$

Manteniendo nivel

Concepto: Azar

$$34 A 2750 +100 -1250 = 1600$$

Azar

Concepto: Azar

$$35 A 1600 +100 0 = 1700$$

Ya ha salido la carta mala, mejor mantenerse en la misma baraja

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$36 A 1700 +100 0 = 1800$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$37 A 1800 +100 -1250 = 650$$

Porque volvió a salir una de -1250 en la A

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas

$$38 B 650 +50 0 = 700$$

Azar

Concepto: Azar

$$39 D 700 +100 0 = 800$$

Azar

Concepto: Azar

$$40 C 800 +50 0 = 850$$

Azar

Concepto: Azar

$$41 A 850 +100 0 = 950$$

Azar

Concepto: Azar

$$42 A 950 +100 0 = 1050$$

Porque ya han salido dos cartas buenas

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$43 A 1050 +100 0 = 1150$$

Azar

Concepto: Azar

$$44 D 1150 +100 0 = 1250$$

Azar

Concepto: Azar

$$45 B 1250 +50 -75 = 1225$$

Por intentar

Concepto: Azar

$$46 B 1225 +50 0 = 1275$$

Siguiendo la secuencia del principio a ver que saco

Concepto: Azar

$$47 A 1275 +100 0 = 1375$$

Azar

Concepto: Azar

$$48 D 1375 +100 0 = 1475$$

Azar

Concepto: Azar

$$49 C 1475 +50 0 = 1525$$

Azar

Concepto: Azar

$$50 A 1525 +100 0 = 1625$$

Mayor número de cartas

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$51 C 1625 +50 0 = 1675$$

Azar

Concepto: Azar

$$52 A 1675 +100 0 = 1775$$

He sacado dos +100 seguidos

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$53 A 1775 +100 0 = 1875$$

He sacado tres +100 seguidos

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$54 A 1875 +100 0 = 1975$$

He sacado cuatro +100 ¡vaya racha!

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$55 A 1975 +100 0 = 2075$$

He sacado cinco +100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$56 A 2075 +100 0 = 2175$$

He sacado seis +100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

57 A 2175 +100 0 = 2275

He sacado siete +100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

58 A 2275 +100 0 = 2375

He sacado ocho

Concepto: Valor de la mejor ganancia

59 A 2375 +100 -1250 = 1225

Después de 10 +100 en la A perdí  
1250

Concepto: Valor de la peor pérdida

60 C 1225 +50 0 = 1275

Azar

Concepto: Azar

61 C 1275 +50 0 = 1325

Racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

62 C 1325 +50 0 = 1375

Racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

63 C 1375 +50 0 = 1425

Prueba

Concepto: Azar

64 A 1425 +100 0 = 1525

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

65 A 1525 +100 0 = 1625

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

66 A 1625 +100 0 = 1725

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

67 A 1725 +100 0 = 1825

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

68 A 1825 +100 0 = 1925

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

69 A 1925 +100 0 = 2025

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

70 A 2025 +100 0 = 2125

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

71 A 2125 +100 0 = 2225

Porque si cojo otra A creo que

perdería 1250

Concepto: Valor de la peor pérdida

72 B 2225 +50 -50 = 2225

Prueba

Concepto: Azar

73 B 2225 +50 -50 = 2225

Prueba

Concepto: Azar

74 D 2225 +100 -150 = 2175

Porque creo que me da +50

Concepto: Valor de la mejor ganancia

75 C 2175 +50 0 = 2225

Racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

76 C 2225 +50 0 = 2275

Igual

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

77 C 2275 +50 -250 = 2075

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia

78 C 2075 +50 0 = 2125

Racha

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

79 C 2125 +50 0 = 2175

Igual

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

80 C 2175 +50 0 = 2225

Igual

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

81 C 2225 +50 0 = 2275

Creo que me dará +100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

82 A 2275 +100 0 = 2375

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia

83 C 2375 +50 0 = 2425

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

84 A 2425 +100 0 = 2525

+50

Concepto: Valor de la mejor ganancia

85 C 2525 +50 0 = 2575

+100

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
86 A  $2575 + 100 \cdot 0 = 2675$

+50  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
87 C  $2675 + 50 - 250 = 2475$

+100  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
88 A  $2475 + 100 \cdot 0 = 2575$

+50  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
89 C  $2575 + 50 \cdot 0 = 2625$

+100  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
90 A  $2625 + 100 \cdot 0 = 2725$

+50  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
91 C  $2725 + 50 \cdot 0 = 2775$

+100  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
92 A  $2775 + 100 \cdot 0 = 2875$

+50  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
93 C  $2875 + 50 \cdot 0 = 2925$

+100  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
94 A  $2925 + 100 \cdot 0 = 3025$

+50  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
95 C  $3025 + 50 \cdot 0 = 3075$

+100  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
96 A  $3075 + 100 - 1250 = 1925$

+50  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
97 C  $1925 + 50 \cdot 0 = 1975$

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
98 B  $1975 + 50 - 50 = 1975$

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
99 B  $1975 + 50 \cdot 0 = 2025$

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
100 B  $2025 + 50 \cdot 0 = 2075$

## D.18. Sujeto 4017

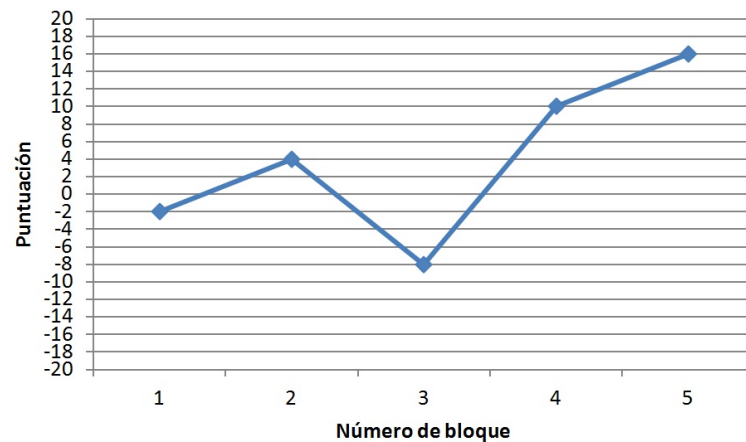


Figura D.17. Comportamiento del sujeto 4017 durante IGT.

$$1 \text{ C } 2000 + 50 \ 0 = 2050$$

$$2 \text{ B } 2050 + 50 \ 0 = 2100$$

$$3 \text{ D } 2100 + 100 \ 0 = 2200$$

$$4 \text{ A } 2200 + 100 \ 0 = 2300$$

$$5 \text{ A } 2300 + 100 \ 0 = 2400$$

$$6 \text{ A } 2400 + 100 \ 0 = 2500$$

$$7 \text{ B } 2500 + 50 \ -50 = 2500$$

$$8 \text{ C } 2500 + 50 \ 0 = 2550$$

$$9 \text{ C } 2550 + 50 \ 0 = 2600$$

$$10 \text{ B } 2600 + 50 \ -75 = 2575$$

$$11 \text{ A } 2575 + 100 \ 0 = 2675$$

$$12 \text{ A } 2675 + 100 \ 0 = 2775$$

$$13 \text{ A } 2775 + 100 \ -1250 = 1625$$

$$14 \text{ D } 1625 + 100 \ -200 = 1525$$

$$15 \text{ B } 1525 + 50 \ 0 = 1575$$

$$16 \text{ C } 1575 + 50 \ 0 = 1625$$

$$17 \text{ D } 1625 + 100 \ 0 = 1725$$

$$18 \text{ D } 1725 + 100 \ -250 = 1575$$

$$19 \text{ A } 1575 + 100 \ 0 = 1675$$

$$20 \text{ B } 1675 + 50 \ 0 = 1725$$

Suele ser menos arriesgada, no se pierde mucho y tampoco quiero arriesgar porque no estoy mal de puntos  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$21 \text{ B } 1725 + 50 \ -50 = 1725$$

Quiero más puntos, hasta ahora es la que da más puntos (aunque también la que más quita)

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$22 \text{ A } 1725 + 100 \ 0 = 1825$$

Supongo que por no escoger otra vez la A, ésta también creo que es más arriesgada que la B o C, en realidad no me ofrece ventajas respecto a la A  
 Concepto: Azar

$$23 \text{ D } 1825 + 100 \ 0 = 1925$$

Por arriesgar poco  
 Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$24 \text{ C } 1925 + 50 \ 0 = 1975$$

Arriesgar poco ya que tengo bastante

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$25 \text{ B } 1975 + 50 \ -25 = 2000$$

Arriesgar poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$26 \text{ B } 2000 + 50 \ 0 = 2050$$

Arriesgar más

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
27 D 2050 +100 0 = 2150

Para comprobar si con ésta se arriesga poco

Concepto: Azar  
28 C 2150 +50 0 = 2200

Para arriesgar poco, con la B y la C se gana más de lo que se pierde

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
29 C 2200 +50 0 = 2250

Escogería A si no fuese por el riesgo a perder mucho

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
30 B 2250 +50 -50 = 2250

Creo que con D no tiene porque perderse dinero

Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
31 D 2250 +100 -300 = 2050

Quiero seguir arriesgando a D, se pierde menos que con A, creo

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: Número de cartas sin pérdidas cogidas de esta baraja  
32 D 2050 +100 0 = 2150

Ganar más rápido que con B o C y arriesgar menos que con A

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
33 D 2150 +100 -150 = 2100

Por ganar más, aunque definitivamente se pierde más de lo que se gana

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
34 D 2100 +100 -350 = 1850

Por no perder más

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
35 C 1850 +50 -250 = 1650

Por arriesgar menos

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
36 B 1650 +50 0 = 1700

Por recuperar un poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
37 B 1700 +50 0 = 1750

Recuperar

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
38 B 1750 +50 0 = 1800

A ver si hay suerte

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
39 A 1800 +100 0 = 1900

Recuperar

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
40 B 1900 +50 -25 = 1925

Recuperar

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
41 C 1925 +50 0 = 1975

Recuperar

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
42 B 1975 +50 -50 = 1975

Recuperar

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
43 B 1975 +50 -50 = 1975

He pensado que al pasar de la 90 podría cambiar la tendencia, pero no tiene sentido porque están ordenadas aleatoriamente

Concepto: Azar  
44 D 1975 +100 -250 = 1825

Por ver si gano

Concepto: Azar  
45 A 1825 +100 0 = 1925

Para ganar más, pocas veces he perdido con A

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja  
46 A 1925 +100 0 = 2025

Igual que la anterior

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja  
47 A 2025 +100 0 = 2125

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja  
48 A 2125 +100 0 = 2225

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja  
49 A 2225 +100 0 = 2325

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: Número de cartas con pérdidas que han salido de esta baraja  
50 A 2325 +100 0 = 2425

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: Número de cartas con pér-

didadas que han salido de esta baraja

$$51 \text{ A } 2425 + 100 \cdot 0 = 2525$$

Mantenerme

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$52 \text{ B } 2525 + 50 \cdot 0 = 2575$$

Mantenerme

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$53 \text{ B } 2575 + 50 \cdot -75 = 2550$$

Mantenerme

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$54 \text{ B } 2550 + 50 \cdot 0 = 2600$$

Probar

Concepto: Azar

$$55 \text{ D } 2600 + 100 \cdot -150 = 2550$$

Recuperar

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$56 \text{ A } 2550 + 100 \cdot -1250 = 1400$$

Recuperar

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$57 \text{ A } 1400 + 100 \cdot 0 = 1500$$

Recuperar

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$58 \text{ A } 1500 + 100 \cdot 0 = 1600$$

Recuperar

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$59 \text{ A } 1600 + 100 \cdot 0 = 1700$$

Recuperar

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$60 \text{ A } 1700 + 100 \cdot 0 = 1800$$

Recuperar

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$61 \text{ A } 1800 + 100 \cdot 0 = 1900$$

Recuperar

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$62 \text{ A } 1900 + 100 \cdot 0 = 2000$$

Recuperar

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$63 \text{ A } 2000 + 100 \cdot 0 = 2100$$

Recuperar

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$64 \text{ A } 2100 + 100 \cdot 0 = 2200$$

Recuperar

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$65 \text{ A } 2200 + 100 \cdot 0 = 2300$$

Probar

Concepto: Azar

$$66 \text{ C } 2300 + 50 \cdot 0 = 2350$$

Probar y mantenerme

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$67 \text{ C } 2350 + 50 \cdot 0 = 2400$$

Probar y no arriesgar mucho

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$68 \text{ B } 2400 + 50 \cdot 0 = 2450$$

No arriesgar

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$69 \text{ B } 2450 + 50 \cdot -50 = 2450$$

No arriesgar

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$70 \text{ B } 2450 + 50 \cdot -25 = 2475$$

No arriesgar

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$71 \text{ B } 2475 + 50 \cdot 0 = 2525$$

Mantenerme

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$72 \text{ B } 2525 + 50 \cdot 0 = 2575$$

Mantenerme

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$73 \text{ B } 2575 + 50 \cdot 0 = 2625$$

Ganar poco a poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$74 \text{ B } 2625 + 50 \cdot -75 = 2600$$

Ganar poco a poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$75 \text{ B } 2600 + 50 \cdot 0 = 2650$$

Ganar poco a poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$76 \text{ B } 2650 + 50 \cdot -50 = 2650$$

Ganar poco a poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$77 \text{ B } 2650 + 50 \cdot -50 = 2650$$

Ganar poco a poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$78 \text{ B } 2650 + 50 \cdot 0 = 2700$$

Ganar poco a poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$79 \text{ B } 2700 + 50 \cdot -50 = 2700$$

Ganar poco a poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$80 \text{ B } 2700 + 50 \cdot 0 = 2750$$

Ganar poco a poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias

$$81 \text{ B } 2750 + 50 \cdot -50 = 2750$$

Ganar poco a poco

Concepto: Frecuencia de las ganancias  
82 B  $2750 + 50 \cdot 0 = 2800$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
83 B  $2800 + 50 \cdot 0 = 2850$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
84 B  $2850 + 50 \cdot -75 = 2825$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
85 B  $2825 + 50 \cdot -50 = 2825$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
86 B  $2825 + 50 \cdot -25 = 2850$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
87 B  $2850 + 50 \cdot 0 = 2900$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
88 B  $2900 + 50 \cdot -50 = 2900$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
89 B  $2900 + 50 \cdot 0 = 2950$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
90 B  $2950 + 50 \cdot -50 = 2950$

Ganar poco a poco, quiero llegar  
a los 3.000 y pico para arriesgar de  
nuevo  
Concepto: Frecuencia de las ganancias

91 B  $2950 + 50 \cdot 0 = 3000$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
92 B  $3000 + 50 \cdot 0 = 3050$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
93 B  $3050 + 50 \cdot 0 = 3100$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
94 B  $3100 + 50 \cdot -25 = 3125$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
95 B  $3125 + 50 \cdot -50 = 3125$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
96 B  $3125 + 50 \cdot -50 = 3125$

Ganar poco a poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
97 B  $3125 + 50 \cdot -75 = 3100$

Ganar mucho  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
98 A  $3100 + 100 \cdot 0 = 3200$

Ganar un poco  
Concepto: Frecuencia de las ganancias  
99 B  $3200 + 50 \cdot 0 = 3250$

Ganar mucho  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
100 A  $3250 + 100 \cdot 0 = 3350$

## D.19. Sujeto 4018

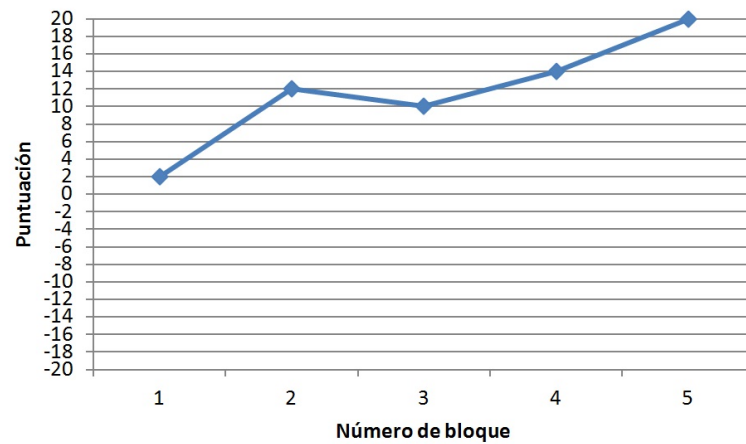


Figura D.18. Comportamiento del sujeto 4018 durante IGT.

1 B 2000 +100 0 = 2100

2 C 2100 +50 0 = 2150

3 D 2150 +100 0 = 2250

4 A 2250 +50 0 = 2300

5 B 2300 +100 -250 = 2150

6 C 2150 +50 0 = 2200

7 D 2200 +100 0 = 2300

8 A 2300 +50 -50 = 2300

9 B 2300 +100 0 = 2400

10 C 2400 +50 0 = 2450

11 D 2450 +100 0 = 2550

12 A 2550 +50 -25 = 2575

13 B 2575 +100 -200 = 2475

14 C 2475 +50 0 = 2525

15 D 2525 +100 0 = 2625

16 A 2625 +50 0 = 2675

17 C 2675 +50 0 = 2725

18 D 2725 +100 0 = 2825

19 A 2825 +50 0 = 2875

20 C 2875 +50 -250 = 2675

Azar

Concepto: Azar

21 D 2675 +100 0 = 2775

Por repetición, parece que hay 2 positivas y 1 negativa

Concepto: Azar

22 D 2775 +100 0 = 2875

Más conservador

Concepto: Valor de la peor pérdida

23 A 2875 +50 0 = 2925

Las barajas A y C son más conservadoras, mismo motivo que antes

Concepto: Valor de la peor pérdida

24 C 2925 +50 0 = 2975

Dejar ya la D, la siguiente debería ser negativa y quedan 2 con la B siguiendo el mismo criterio

Concepto: Azar

25 B 2975 +100 -150 = 2925

Mantengo la misma idea, última con la B

Concepto: Azar

26 B 2925 +100 0 = 3025

A partir de ahora sólo A y C, con eso debería ser suficiente para superar el récord

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$27 \text{ A } 3025 + 50 - 50 = 3025$$

Mismo razonamiento que en la carta anterior hasta que vea alguna diferencia entre las barajas A y C

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$28 \text{ C } 3025 + 50 \text{ 0} = 3075$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$29 \text{ A } 3075 + 50 - 50 = 3075$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$30 \text{ C } 3075 + 50 \text{ 0} = 3125$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$31 \text{ A } 3125 + 50 \text{ 0} = 3175$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$32 \text{ C } 3175 + 50 \text{ 0} = 3225$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$33 \text{ A } 3225 + 50 - 75 = 3200$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$34 \text{ C } 3200 + 50 \text{ 0} = 3250$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$35 \text{ A } 3250 + 50 - 25 = 3275$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$36 \text{ C } 3275 + 50 \text{ 0} = 3325$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$37 \text{ A } 3325 + 50 \text{ 0} = 3375$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$38 \text{ C } 3375 + 50 \text{ 0} = 3425$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$39 \text{ A } 3425 + 50 - 50 = 3425$$

Parece que la A penaliza más que la C, a partir de ahora cogeré 3 As seguidas (parece que a la cuarta es cuando penaliza) y después todo C hasta el final, en principio

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$40 \text{ C } 3425 + 50 \text{ 0} = 3475$$

3 As seguidas

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$41 \text{ A } 3475 + 50 \text{ 0} = 3525$$

3 As seguidas

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$42 \text{ A } 3525 + 50 - 75 = 3500$$

Parece que no eran 3, en cualquier caso, última A y a partir de ahora todo C ya que B y D penalizan demasiado cada 3

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$43 \text{ A } 3500 + 50 \text{ 0} = 3550$$

A partir de aquí todo baraja C, excepto que vea alguna penalización excesiva, que hasta ahora no ha salido

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$44 \text{ C } 3550 + 50 \text{ 0} = 3600$$

Explicado antes, siempre igual a partir de ahora

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$45 \text{ C } 3600 + 50 \text{ 0} = 3650$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$46 \text{ C } 3650 + 50 \text{ 0} = 3700$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$47 \text{ C } 3700 + 50 \text{ 0} = 3750$$

Igual

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$48 \text{ C } 3750 + 50 - 250 = 3550$$

Creo que han sido como 4 Cs seguidas, igual coger todo del mismo montón no es tan buena idea. Ahora 3 Cs más, que debería ser positivo y dejamos la C por un rato

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$49 \text{ C } 3550 + 50 \text{ 0} = 3600$$

Explicado antes

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$50 \text{ C } 3600 + 50 \text{ 0} = 3650$$

Explicado antes

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$51 \text{ C } 3650 + 50 \text{ 0} = 3700$$

Volvemos a la A, parecía que penalizaba menos que las otras 2 aunque sin pasarse visto lo de C

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$52 \text{ A } 3700 + 50 - 50 = 3700$$

Sigo con A, al menos ésta y otra más en principio

Concepto: Valor de la peor pérdida

$$53 \text{ A } 3700 + 50 \text{ 0} = 3750$$

Última A de momento  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 54 A 3750 +50 -50 = 3750

Creo que aún quedaba una última  
 ronda de C, igual luego hay que volver  
 a la B y D  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 55 C 3750 +50 0 = 3800

Creo recordar que la D era algo  
 mejor que la B, en principio dejaré un  
 rato largo la C a partir de ahora  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 56 D 3800 +100 -1250 = 2650

Pues parece que no, ahora seguiré  
 un rato con la D visto lo visto  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 57 D 2650 +100 0 = 2750

Una más de D  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 58 D 2750 +100 0 = 2850

Y la última en principio  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 59 D 2850 +100 0 = 2950

Básicamente porque la D me da  
 miedo, parece que no se puede sumar  
 más de 100 y ha restado más de 1000  
 en una sola carta, la dejaré hasta el  
 final excepto sorpresa  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 60 B 2950 +100 0 = 3050

Última B  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 61 B 3050 +100 -300 = 2850

Pues no, visto que es negativo ha-  
 brá que seguir un par de rondas más  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 62 B 2850 +100 -350 = 2600

Pues nada, ahora sí que hay que  
 seguir, último intento que tampoco es  
 plan de acabar en 0  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 63 B 2600 +100 0 = 2700

Me quedaré con la A y C a partir  
 de ahora que parecen más seguras en  
 principio  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 64 A 2700 +50 0 = 2750

De una baraja a otra indistinta-  
 mente, aunque en principio parecía  
 la C mejor, sí parece que hay alguna  
 secuencia o algo así, pues seguiremos  
 con la que sea más positiva  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 65 C 2750 +50 0 = 2800

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 66 A 2800 +50 0 = 2850

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 67 C 2850 +50 0 = 2900

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 68 A 2900 +50 0 = 2950

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 69 C 2950 +50 0 = 3000

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 70 A 3000 +50 0 = 3050

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 71 C 3050 +50 -250 = 2850

En la C ya ha pasado 2 veces -250  
 y en la A creo que lo máximo ha sido  
 -75, a partir de ahora todo A hasta  
 algún disgusto gordo  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 72 A 2850 +50 0 = 2900

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 73 A 2900 +50 -50 = 2900

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 74 A 2900 +50 0 = 2950

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 75 A 2950 +50 -75 = 2925

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 76 A 2925 +50 -50 = 2925

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida  
 77 A 2925 +50 -50 = 2925

Igual que antes  
 Concepto: Valor de la peor pérdida

$$78 \text{ A } 2925 + 50 - 25 = 2950$$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
79 A  $2950 + 50 - 25 = 2975$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
80 A  $2975 + 50 0 = 3025$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
81 A  $3025 + 50 - 75 = 3000$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
82 A  $3000 + 50 0 = 3050$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
83 A  $3050 + 50 - 50 = 3050$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
84 A  $3050 + 50 0 = 3100$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
85 A  $3100 + 50 - 50 = 3100$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
86 A  $3100 + 50 - 50 = 3100$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
87 A  $3100 + 50 0 = 3150$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
88 A  $3150 + 50 0 = 3200$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
89 A  $3200 + 50 - 25 = 3225$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
90 A  $3225 + 50 0 = 3275$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
91 A  $3275 + 50 - 50 = 3275$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
92 A  $3275 + 50 - 50 = 3275$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
93 A  $3275 + 50 0 = 3325$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
94 A  $3325 + 50 0 = 3375$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
95 A  $3375 + 50 - 75 = 3350$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
96 A  $3350 + 50 - 50 = 3350$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
97 A  $3350 + 50 0 = 3400$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
98 A  $3400 + 50 0 = 3450$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
99 A  $3450 + 50 0 = 3500$

Igual que antes  
Concepto: Valor de la peor pérdida  
100 A  $3500 + 50 0 = 3550$

## D.20. Sujeto 4019

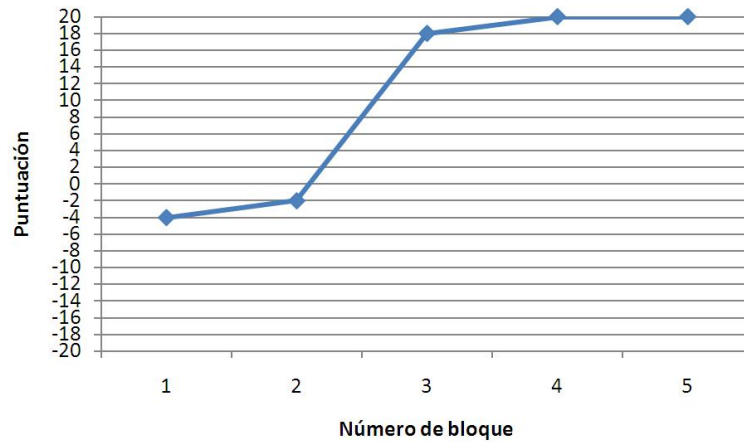


Figura D.19. Comportamiento del sujeto 4019 durante IGT.

$$1 \text{ A } 2000 + 50 \text{ 0} = 2050$$

$$2 \text{ B } 2050 + 100 - 150 = 2000$$

$$3 \text{ A } 2000 + 50 - 250 = 1800$$

$$4 \text{ C } 1800 + 50 - 50 = 1800$$

$$5 \text{ A } 1800 + 50 \text{ 0} = 1850$$

$$6 \text{ A } 1850 + 50 \text{ 0} = 1900$$

$$7 \text{ A } 1900 + 50 \text{ 0} = 1950$$

$$8 \text{ A } 1950 + 50 \text{ 0} = 2000$$

$$9 \text{ B } 2000 + 100 - 300 = 1800$$

$$10 \text{ C } 1800 + 50 \text{ 0} = 1850$$

$$11 \text{ D } 1850 + 100 \text{ 0} = 1950$$

$$12 \text{ D } 1950 + 100 \text{ 0} = 2050$$

$$13 \text{ D } 2050 + 100 \text{ 0} = 2150$$

$$14 \text{ D } 2150 + 100 \text{ 0} = 2250$$

$$15 \text{ D } 2250 + 100 \text{ 0} = 2350$$

$$16 \text{ D } 2350 + 100 \text{ 0} = 2450$$

$$17 \text{ D } 2450 + 100 \text{ 0} = 2550$$

$$18 \text{ D } 2550 + 100 \text{ 0} = 2650$$

$$19 \text{ D } 2650 + 100 \text{ 0} = 2750$$

$$20 \text{ D } 2750 + 100 - 1250 = 1600$$

Porque con la D dejaron de salir con +100 y las A estaban saliendo +50  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
21 A 1600 + 50 0 = 1650

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
22 A 1650 + 50 0 = 1700

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
23 A 1700 + 50 0 = 1750

Curiosidad a ver si sale algo mejor  
Concepto: Azar

$$24 \text{ D } 1750 + 100 \text{ 0} = 1850$$

Salió +100 en la anterior  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva  
25 D 1850 + 100 0 = 1950

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$26 \text{ D } 1950 + 100 \text{ 0} = 2050$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$27 \text{ D } 2050 + 100 \cdot 0 = 2150$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$28 \text{ D } 2150 + 100 - 1250 = 1000$$

A ver que sale, porque creo que tiene un patrón de muchos +100 y luego una de +100 -1250

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$29 \text{ D } 1000 + 100 \cdot 0 = 1100$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$30 \text{ D } 1100 + 100 \cdot 0 = 1200$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$31 \text{ D } 1200 + 100 \cdot 0 = 1300$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta de esta baraja ha sido positiva

$$32 \text{ D } 1300 + 100 \cdot 0 = 1400$$

Para sacar +50

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$33 \text{ A } 1400 + 50 \cdot 0 = 1450$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$34 \text{ A } 1450 + 50 \cdot 0 = 1500$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$35 \text{ A } 1500 + 50 - 250 = 1300$$

Para ver que sale

Concepto: Azar

$$36 \text{ C } 1300 + 50 - 50 = 1300$$

Igual

Concepto: Azar

$$37 \text{ C } 1300 + 50 - 50 = 1300$$

Para ver que sale

Concepto: Azar

$$38 \text{ B } 1300 + 100 - 250 = 1150$$

Igual

Concepto: Azar

$$39 \text{ B } 1150 + 100 \cdot 0 = 1250$$

Para sacar +50 sin riesgo de perder mucho

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$40 \text{ A } 1250 + 50 \cdot 0 = 1300$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$41 \text{ A } 1300 + 50 \cdot 0 = 1350$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$42 \text{ A } 1350 + 50 \cdot 0 = 1400$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$43 \text{ A } 1400 + 50 \cdot 0 = 1450$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$44 \text{ A } 1450 + 50 \cdot 0 = 1500$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$45 \text{ A } 1500 + 50 \cdot 0 = 1550$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$46 \text{ A } 1550 + 50 \cdot 0 = 1600$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$47 \text{ A } 1600 + 50 \cdot 0 = 1650$$

Para ver que viene después de que saliera el +100, ya que en esta baraja siempre salía un + x con un -y con  $y > x$

Concepto: Azar

$$48 \text{ B } 1650 + 100 - 350 = 1400$$

Para ver que sale

Concepto: Azar

$$49 \text{ A } 1400 + 50 - 250 = 1200$$

Para sacar +50 sin riesgo de perder

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$50 \text{ A } 1200 + 50 \cdot 0 = 1250$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$51 \text{ A } 1250 + 50 \cdot 0 = 1300$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$52 \text{ A } 1300 + 50 \cdot 0 = 1350$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$53 \text{ A } 1350 + 50 \cdot 0 = 1400$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$54 \text{ A } 1400 + 50 \cdot 0 = 1450$$

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
55 A 1450 +50 0 = 1500

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
56 A 1500 +50 0 = 1550

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
57 A 1550 +50 0 = 1600

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
58 A 1600 +50 0 = 1650

A ver que sale  
Concepto: Azar  
59 C 1650 +50 -25 = 1675

Para sacar +50  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
60 C 1675 +50 0 = 1725

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
61 C 1725 +50 0 = 1775

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
62 C 1775 +50 0 = 1825

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
63 C 1825 +50 -75 = 1800

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
64 C 1800 +50 0 = 1850

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
65 C 1850 +50 -75 = 1825

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
66 C 1825 +50 0 = 1875

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
67 C 1875 +50 0 = 1925

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
68 C 1925 +50 0 = 1975

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
69 C 1975 +50 -25 = 2000

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
70 C 2000 +50 -50 = 2000

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
71 C 2000 +50 -50 = 2000

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
72 C 2000 +50 -50 = 2000

A ver que sale  
Concepto: Azar  
73 A 2000 +50 0 = 2050

Para sacar +50  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
74 A 2050 +50 0 = 2100

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
75 A 2100 +50 0 = 2150

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
76 A 2150 +50 -250 = 1950

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
77 A 1950 +50 0 = 2000

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
78 A 2000 +50 0 = 2050

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
79 A 2050 +50 0 = 2100

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
80 A 2100 +50 0 = 2150

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
81 A 2150 +50 0 = 2200

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
82 A 2200 +50 0 = 2250

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
83 A 2250 +50 0 = 2300

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
84 A 2300 +50 0 = 2350

Igual  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
85 A 2350 +50 0 = 2400

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
86 A  $2400 + 50 \cdot 0 = 2450$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
87 A  $2450 + 50 \cdot 0 = 2500$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
88 A  $2500 + 50 \cdot 0 = 2550$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
89 A  $2550 + 50 \cdot 0 = 2600$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
90 A  $2600 + 50 \cdot 0 = 2650$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
91 A  $2650 + 50 \cdot 0 = 2700$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
92 A  $2700 + 50 \cdot (-250) = 2500$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$93 \text{ A } 2500 + 50 \cdot 0 = 2550$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
94 A  $2550 + 50 \cdot 0 = 2600$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
95 A  $2600 + 50 \cdot 0 = 2650$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
96 A  $2650 + 50 \cdot 0 = 2700$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
97 A  $2700 + 50 \cdot 0 = 2750$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
98 A  $2750 + 50 \cdot 0 = 2800$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
99 A  $2800 + 50 \cdot (-250) = 2600$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
100 A  $2600 + 50 \cdot 0 = 2650$

## D.21. Sujeto 4020

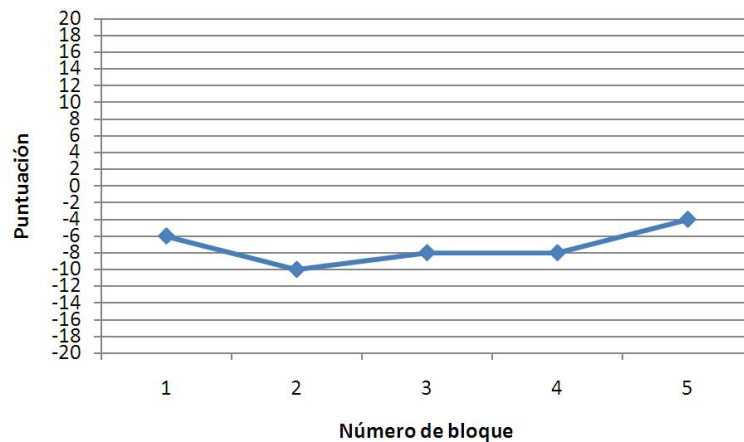


Figura D.20. Comportamiento del sujeto 4020 durante IGT.

$$1 \text{ B } 2000 + 100 \text{ 0} = 2100$$

$$2 \text{ C } 2100 + 50 \text{ 0} = 2150$$

$$3 \text{ D } 2150 + 100 \text{ 0} = 2250$$

$$4 \text{ B } 2250 + 100 - 300 = 2050$$

$$5 \text{ A } 2050 + 50 \text{ 0} = 2100$$

$$6 \text{ B } 2100 + 100 - 200 = 2000$$

$$7 \text{ C } 2000 + 50 \text{ 0} = 2050$$

$$8 \text{ D } 2050 + 100 \text{ 0} = 2150$$

$$9 \text{ D } 2150 + 100 - 1250 = 1000$$

$$10 \text{ A } 1000 + 50 - 50 = 1000$$

$$11 \text{ B } 1000 + 100 - 350 = 750$$

$$12 \text{ B } 750 + 100 - 150 = 700$$

$$13 \text{ B } 700 + 100 \text{ 0} = 800$$

$$14 \text{ B } 800 + 100 - 250 = 650$$

$$15 \text{ D } 650 + 100 \text{ 0} = 750$$

$$16 \text{ C } 750 + 50 \text{ 0} = 800$$

$$17 \text{ B } 800 + 100 \text{ 0} = 900$$

$$18 \text{ D } 900 + 100 \text{ 0} = 1000$$

$$19 \text{ A } 1000 + 50 - 25 = 1025$$

$$20 \text{ C } 1025 + 50 \text{ 0} = 1075$$

Es la primera carta que elegí y no la he elegido en varias rondas

Concepto: Rondas sin elegirla

$$21 \text{ B } 1075 + 100 \text{ 0} = 1175$$

No la he usado mucho

Concepto: Cartas elegidas de la baraja

$$22 \text{ A } 1175 + 50 - 75 = 1150$$

Casi siempre elijo B o D porque dan +100

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$23 \text{ D } 1150 + 100 \text{ 0} = 1250$$

Igual que la vez anterior que seleccioné B

Concepto: Valor de la mejor ganancia

$$24 \text{ B } 1250 + 100 \text{ 0} = 1350$$

Azar

Concepto: Azar

$$25 \text{ D } 1350 + 100 \text{ 0} = 1450$$

Igual que la anterior

Concepto: Azar

$$26 \text{ A } 1450 + 50 \text{ 0} = 1500$$

Igual

Concepto: Azar

$$27 \text{ B } 1500 + 100 - 150 = 1450$$

Quiero ver si hay algún patrón en las cartas

Concepto: Azar

$$28 A 1450 + 50 0 = 1500$$

Buscando patrón

Concepto: Azar

$$29 C 1500 + 50 0 = 1550$$

Igual

Concepto: Azar

$$30 D 1550 + 100 0 = 1650$$

Igual

Concepto: Azar

$$31 B 1650 + 100 - 250 = 1500$$

Igual

Concepto: Azar

$$32 D 1500 + 100 0 = 1600$$

Igual

Concepto: Azar

$$33 B 1600 + 100 - 350 = 1350$$

Azar

Concepto: Azar

$$34 A 1350 + 50 0 = 1400$$

Igual

Concepto: Azar

$$35 B 1400 + 100 0 = 1500$$

Azar

Concepto: Azar

$$36 D 1500 + 100 0 = 1600$$

Igual

Concepto: Azar

$$37 B 1600 + 100 0 = 1700$$

Azar

Concepto: Azar

$$38 D 1700 + 100 0 = 1800$$

Cuando me sale 50 selecciono la carta de al lado. Cuando sale cien la siguiente de la de al lado. Si en A sale 50 selecciono B. Si en D sale 100 selecciono B. No creo que exista un patrón pero me ha funcionado algunas veces

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias

$$39 B 1800 + 100 0 = 1900$$

Continúo con mi idea

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias

$$40 D 1900 + 100 - 1250 = 750$$

No funcionó lo anterior. Azar

Concepto: Azar

$$41 A 750 + 50 0 = 800$$

Nuevamente +50 en A elijo B

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias

$$42 B 800 + 100 0 = 900$$

+100 en B elijo D

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias

$$43 D 900 + 100 0 = 1000$$

+100 en D elijo B

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias

$$44 B 1000 + 100 - 200 = 900$$

Azar

Concepto: Azar

$$45 C 900 + 50 0 = 950$$

+50 en C elijo D

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias

$$46 D 950 + 100 0 = 1050$$

+100 en D elijo B

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias

$$47 B 1050 + 100 0 = 1150$$

+100 en B elijo D

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias

$$48 D 1150 + 100 0 = 1250$$

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias

$$49 B 1250 + 100 - 300 = 1050$$

Azar. Perdí puntos en la anterior

Concepto: Azar

$$50 A 1050 + 50 - 50 = 1050$$

Misma carta anterior.

Concepto: Azar

$$51 A 1050 + 50 - 50 = 1050$$

Misma carta anterior

Concepto: Azar

$$52 A 1050 + 50 0 = 1100$$

A +50 selecciono B

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
53 B 1100 +100 0 = 1200

B + 100 selecciono D

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
54 D 1200 +100 0 = 1300

D + 100 selecciono B

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
55 B 1300 +100 0 = 1400

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
56 D 1400 +100 0 = 1500

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
57 B 1500 +100 0 = 1600

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
58 D 1600 +100 0 = 1700

Igual

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
59 B 1700 +100 -300 = 1500

Perdí. Seleccioné la que más cartas tenía

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
60 C 1500 +50 -250 = 1300

Perdí nuevamente. La siguiente que más cartas tenía

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
61 A 1300 +50 0 = 1350

A + 50 igual a B

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
62 B 1350 +100 -200 = 1250

La que más cartas tenía

Concepto: Valor de la mejor ganancia

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
63 C 1250 +50 0 = 1300

C + 50 igual a D

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
64 D 1300 +100 0 = 1400

D +100 igual a B

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
65 B 1400 +100 -350 = 1150

Más cartas

Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
66 C 1150 +50 0 = 1200

C +50 igual a D

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
67 D 1200 +100 0 = 1300

D + 100 igual a B

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
68 B 1300 +100 0 = 1400

B +100 igual a D

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
69 D 1400 +100 0 = 1500

D +100 igual a B

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
70 B 1500 +100 0 = 1600

B +100 igual a D

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
71 D 1600 +100 0 = 1700

D +100 igual a B

Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
72 B 1700 +100 -250 = 1550

Perdí. La que más cartas tenía era

C  
Concepto: La última carta cogida de

otra baraja ha dado pérdidas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 73 C 1550 +50 0 = 1600

C +50 igual a D  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 74 D 1600 +100 0 = 1700

D + 100 igual a B  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 75 B 1700 +100 -150 = 1650

Perdí. La que más cartas tenía  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 76 C 1650 +50 0 = 1700

C +50 igual a D  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 77 D 1700 +100 -1250 = 550

Perdí. La que más cartas tenía  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 78 C 550 +50 0 = 600

C +50 igual a D  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 79 D 600 +100 0 = 700

D + 100 igual a B  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 80 B 700 +100 -200 = 600

Perdí. Azar  
 Concepto: Azar  
 81 A 600 +50 -25 = 625

Perdí. Más cartas en C  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 82 C 625 +50 0 = 675

C +50 igual a D  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 83 D 675 +100 0 = 775

D +100 igual a B  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 84 B 775 +100 -350 = 525

Perdí. A tiene más cartas  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 85 A 525 +50 -50 = 525

Perdí. C tiene más cartas  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 86 C 525 +50 0 = 575

C +50 D  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 87 D 575 +100 0 = 675

D +100 B  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 88 B 675 +100 0 = 775

B +100 D  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 89 D 775 +100 0 = 875

D +100 B  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 90 B 875 +100 -300 = 675

Perdí. Quedaban más cartas en A  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 91 A 675 +50 0 = 725

A +50 B  
 Concepto: Valor de la mejor ganancia  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 92 B 725 +100 -250 = 575

Perdí. Más cartas en C  
 Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
 Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 93 C 575 +50 -250 = 375

Perdí. Mayoría de cartas en A  
 Concepto: La última carta cogida de

otra baraja ha dado pérdidas  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $94 A 375 + 50 0 = 425$

A + 50 B  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 $95 B 425 + 100 0 = 525$

B + 100 D  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 $96 D 525 + 100 0 = 625$

D + 100 B  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias

$97 B 625 + 100 0 = 725$

B + 100 D  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 $98 D 725 + 100 0 = 825$

D + 100 B  
Concepto: Valor de la mejor ganancia  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado ganancias  
 $99 B 825 + 100 - 150 = 775$

Perdí. Mayoría de C  
Concepto: La última carta cogida de otra baraja ha dado pérdidas  
Concepto: Cartas elegidas de la baraja  
 $100 C 775 + 50 0 = 825$



## **Evolución de la red de decisión a lo largo de la tarea**

### **E.1. Introducción**

Este apéndice recoge las redes de decisión que caracterizan a los sujetos que participaron en el experimento descrito en el Capítulo 6 y que obtuvieron el mejor valor de la función de aptitud teniendo en cuenta cada bloque (IGT se divide en cinco bloques de veinte decisiones cada uno) y todos los anteriores (excluyendo siempre el primer bloque porque el sujeto no tiene conocimiento suficiente acerca de la tarea).

El eje de abscisas representa los veinte conceptos de las tres capas inferiores de la red de decisión: capa de percepción, capa de memoria a corto plazo y capa de memoria de trabajo. El eje de ordenadas contiene las dos zonas de asociación de la capa deliberativa y los cuatro conceptos de la capa de salida.

Las explicaciones del sujeto 4003 durante el bloque 2 (decisiones desde la veinte hasta la cuarenta) se debieron al azar en su totalidad, por eso la red de decisión en dicho bloque está vacía. De igual modo, el comportamiento del sujeto 4008 tiene la segunda red vacía. Por último, el sujeto 4014 tiene la cuarta red vacía. Estos datos se tienen en cuenta a la hora de calcular el error cuadrático medio entre las redes.

### E.2. Sujeto 4001

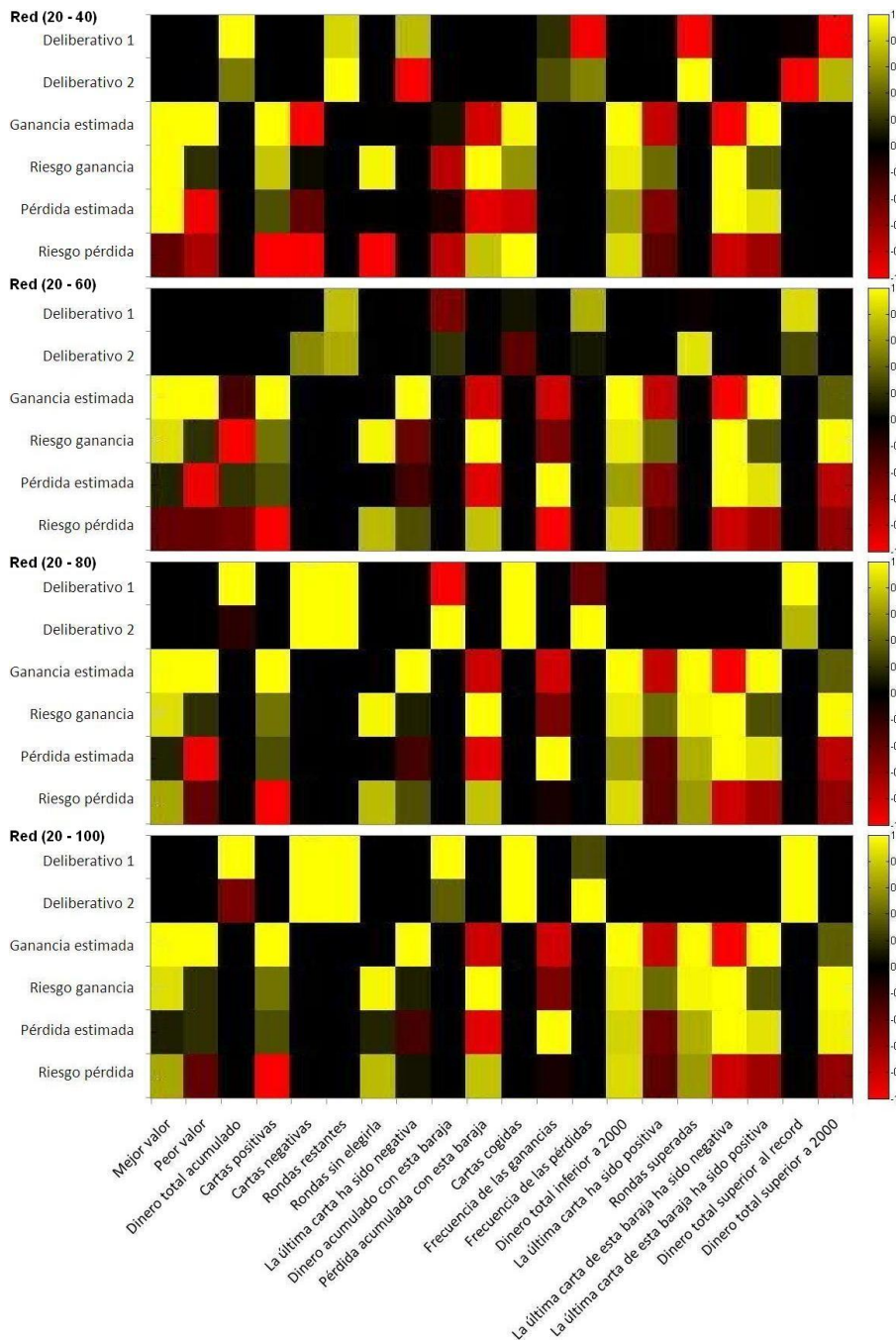


Figura E.1. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4001.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.4936	0.3573	0.2780	0.5695

Tabla E.1. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4001.

### E.3. Sujeto 4002

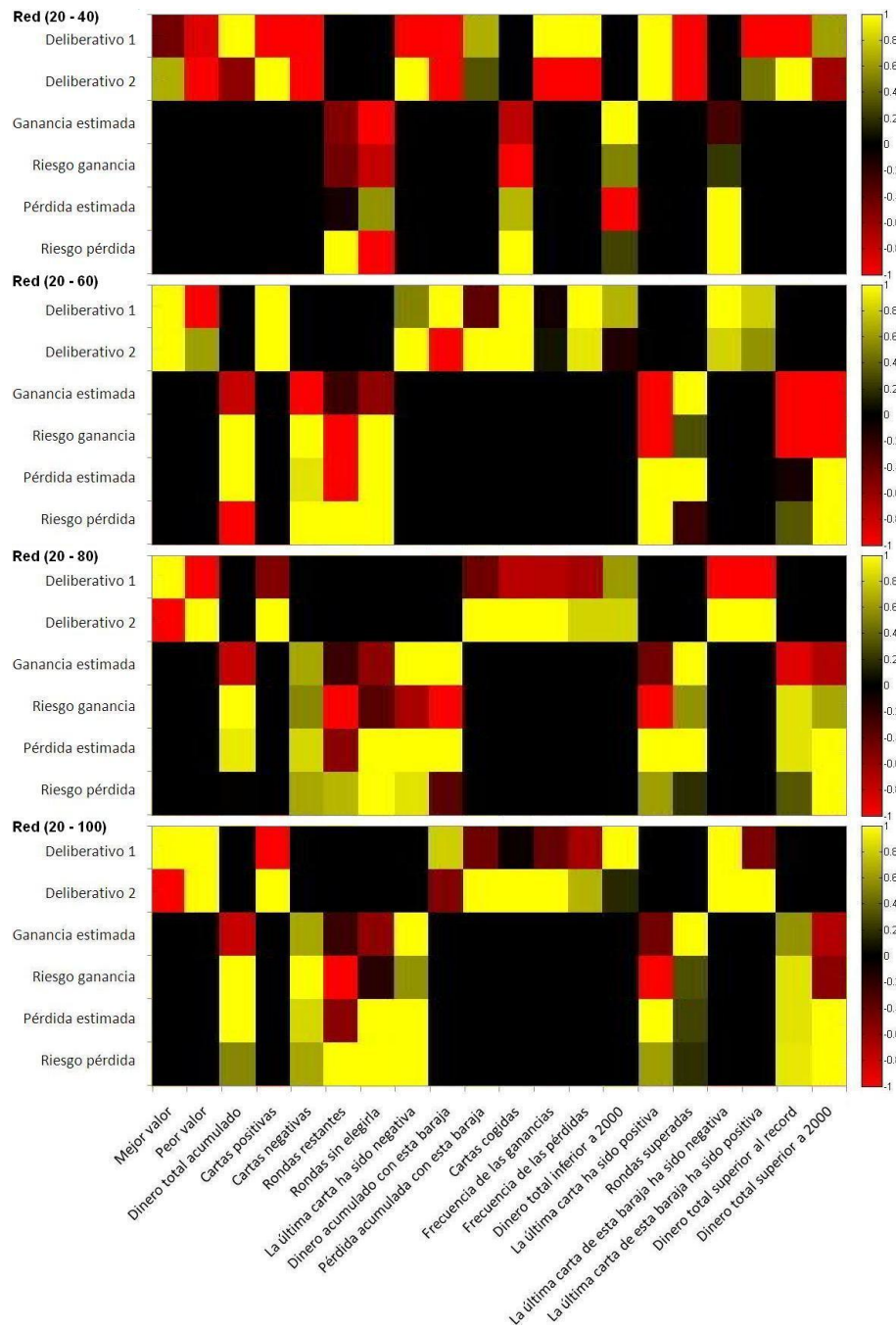


Figura E.2. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4002.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.7969	0.6162	0.4398	0.7736

Tabla E.2. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4002.

### E.4. Sujeto 4003

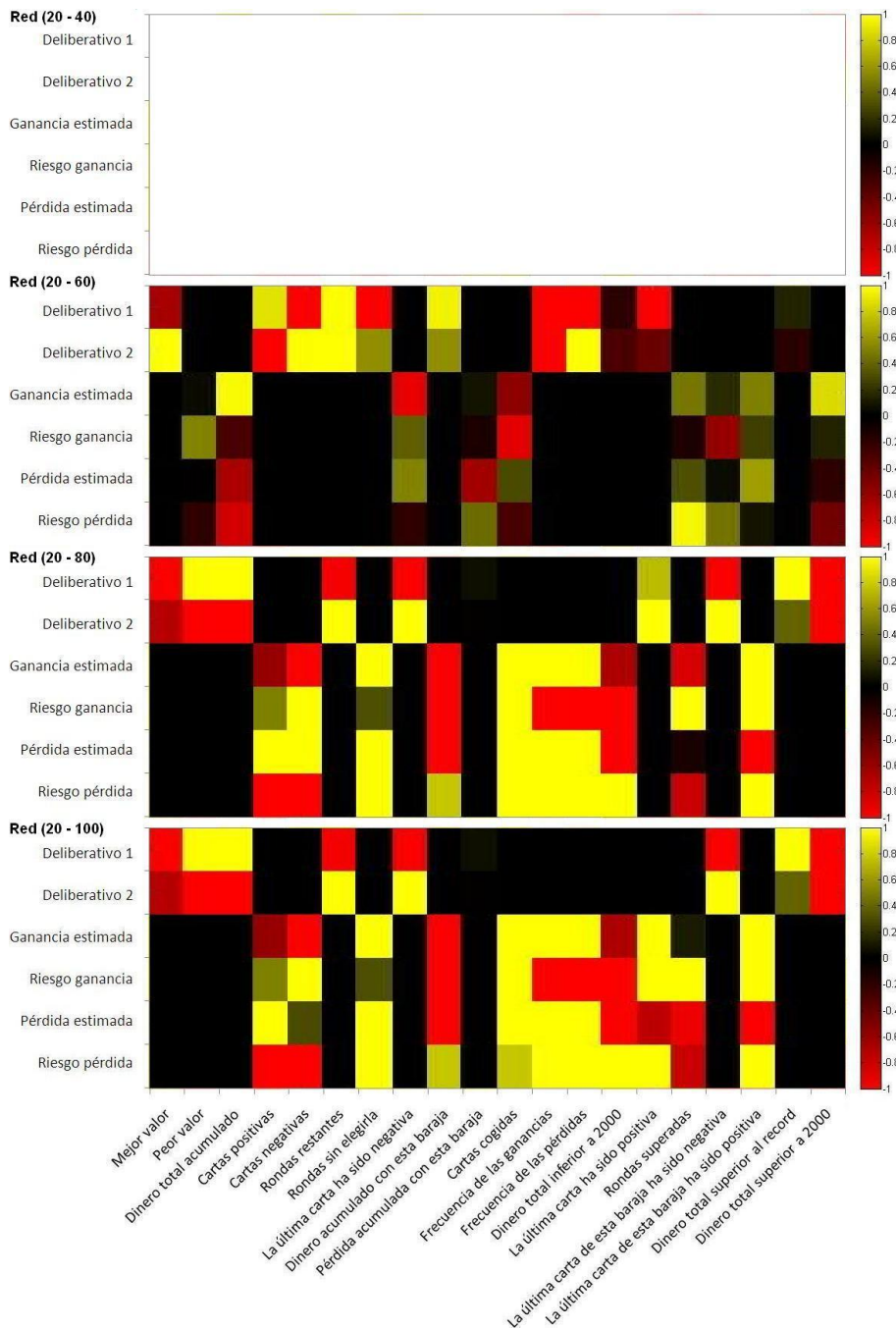


Figura E.3. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4003.

	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.8305	0.2455	0.8204

Tabla E.3. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4003.

### E.5. Sujeto 4004

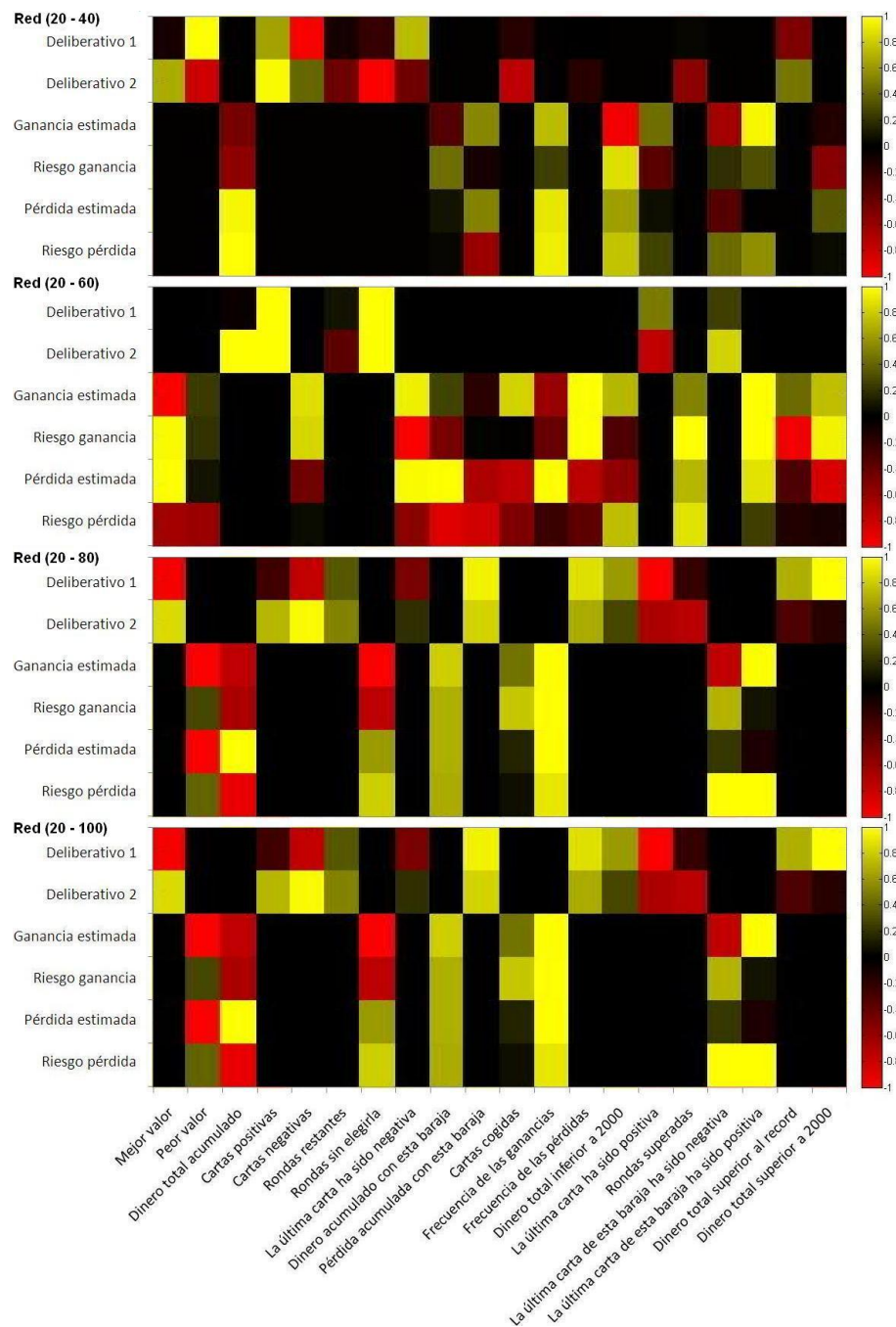
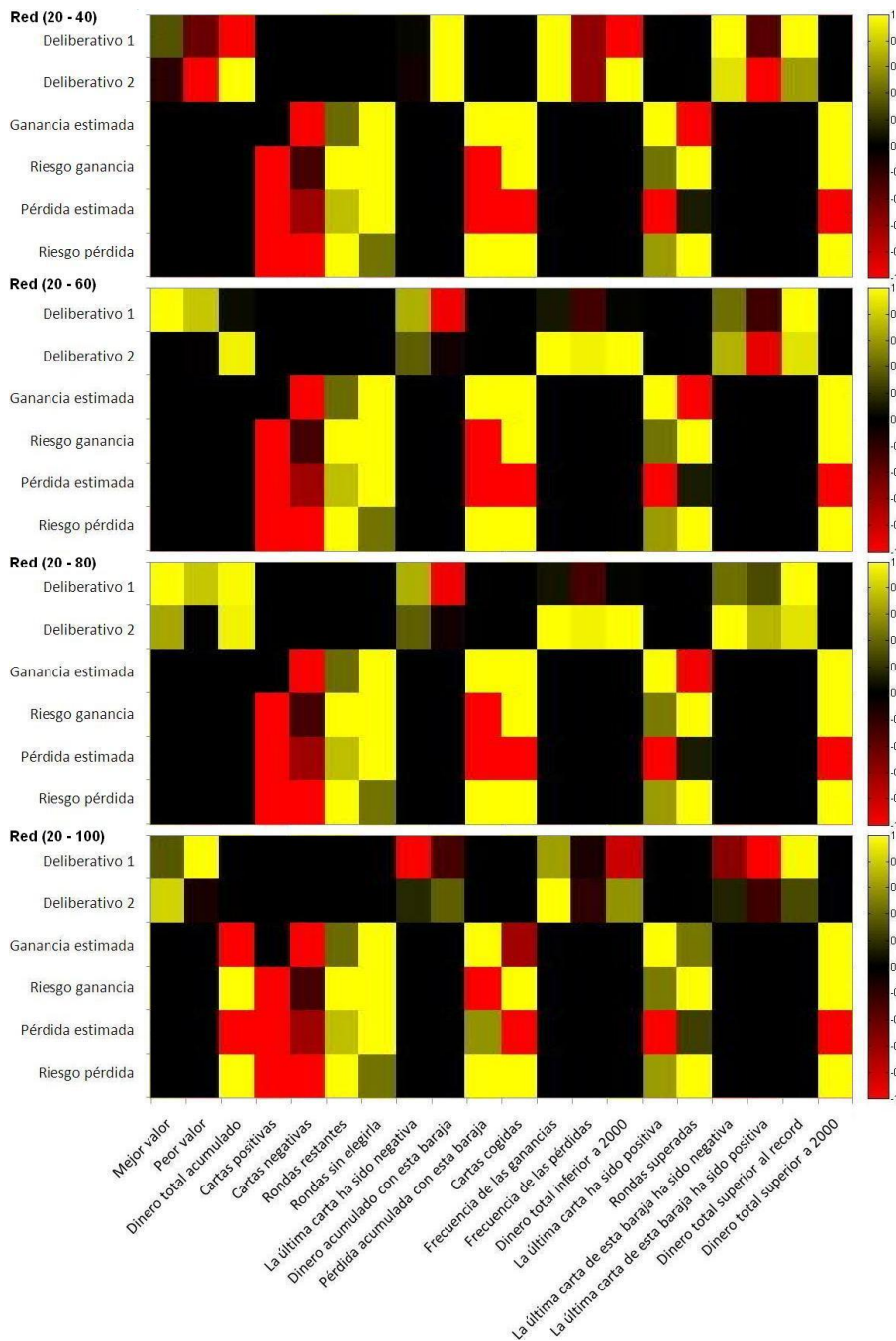


Figura E.4. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4004.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.6572	0.7211	0	0.5224

Tabla E.4. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4004.

**E.6. Sujeto 4005**



**Figura E.5.** Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4005.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.3448	0.1907	0.4494	0.4573

**Tabla E.5.** Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4005.

### E.7. Sujeto 4006

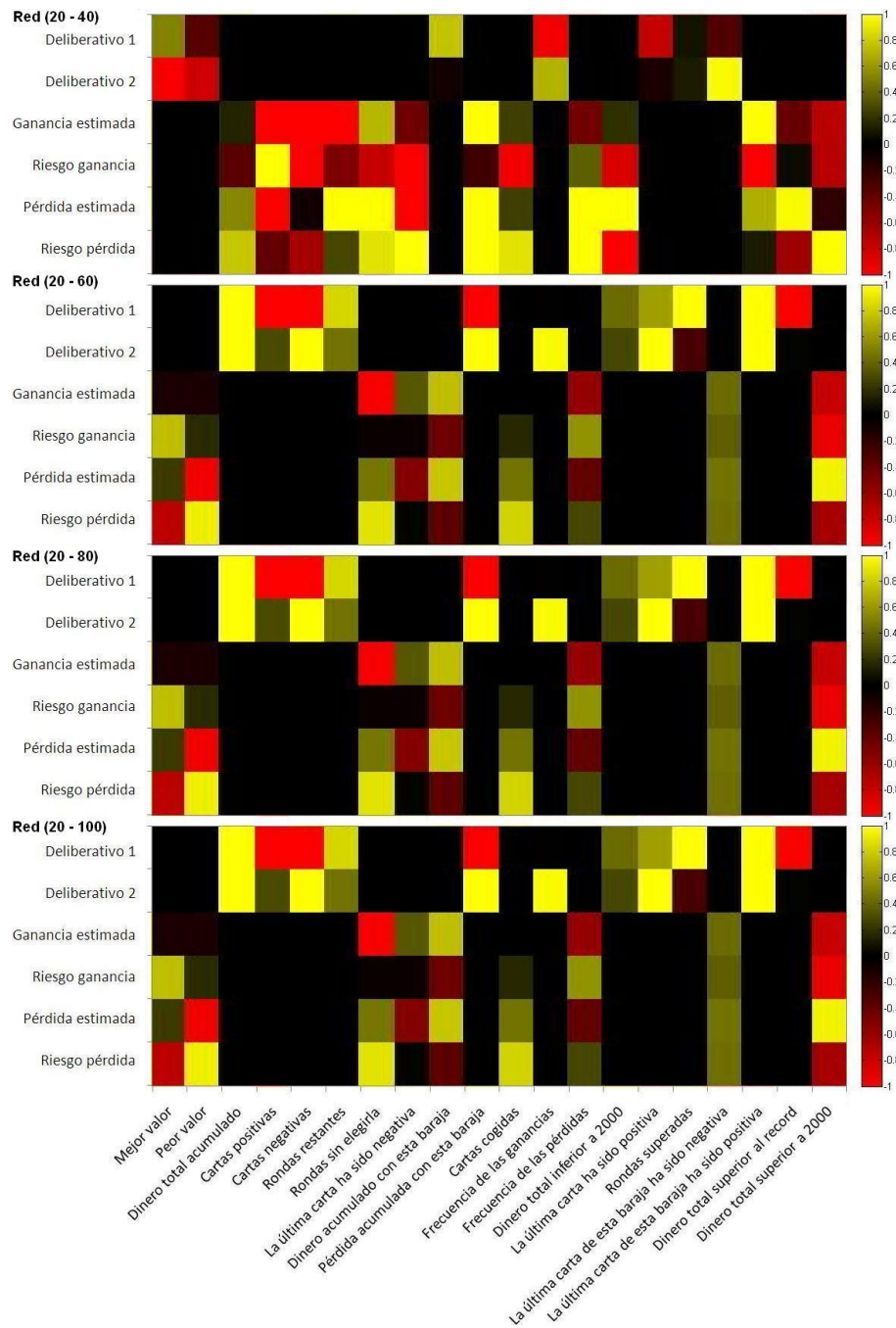
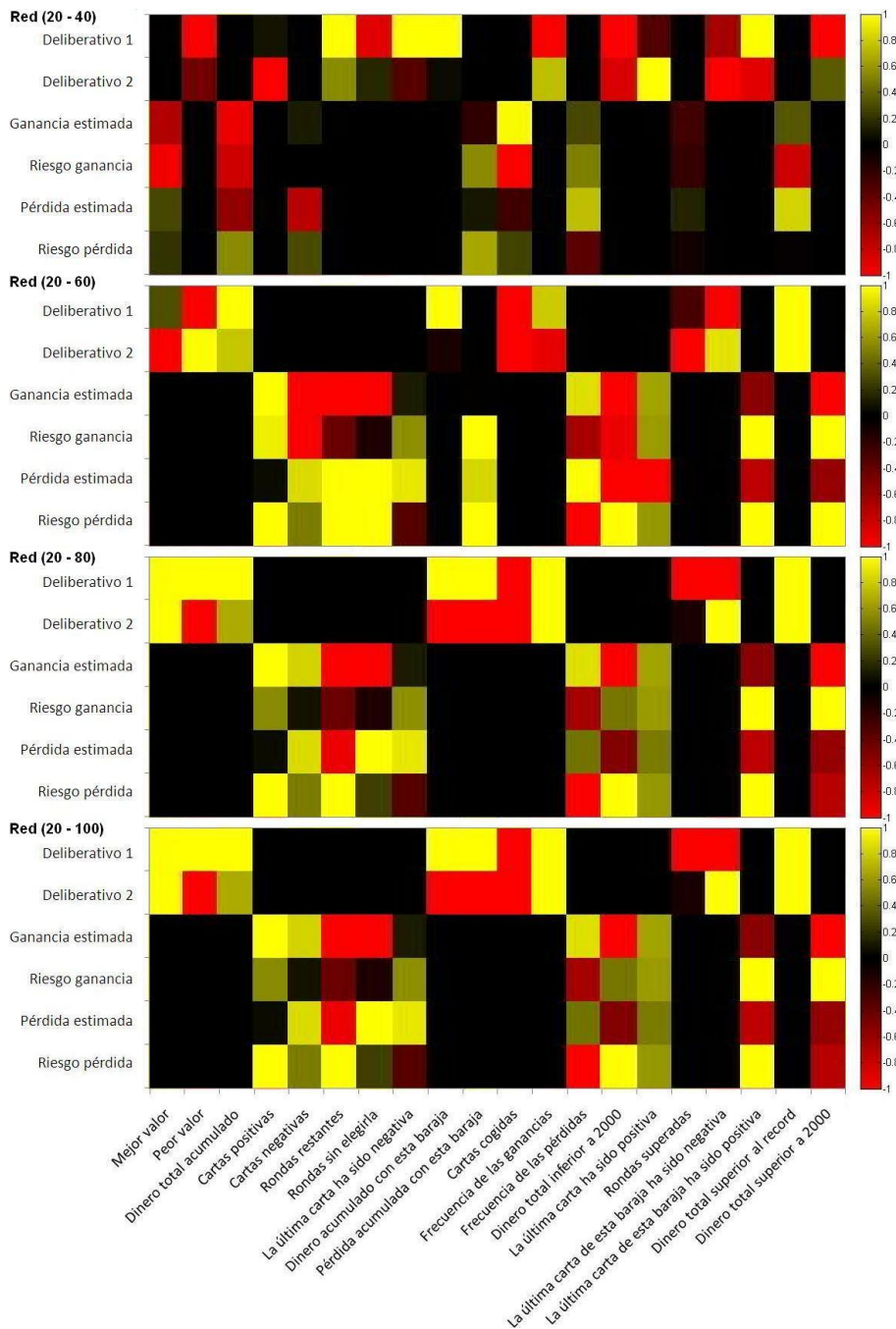


Figura E.6. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4006.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.6972	0	0	0.6972

Tabla E.6. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4006.

**E.8. Sujeto 4007**



**Figura E.7.** Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4007.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.7486	0.574	0	0.7393

**Tabla E.7.** Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4007.

### E.9. Sujeto 4008

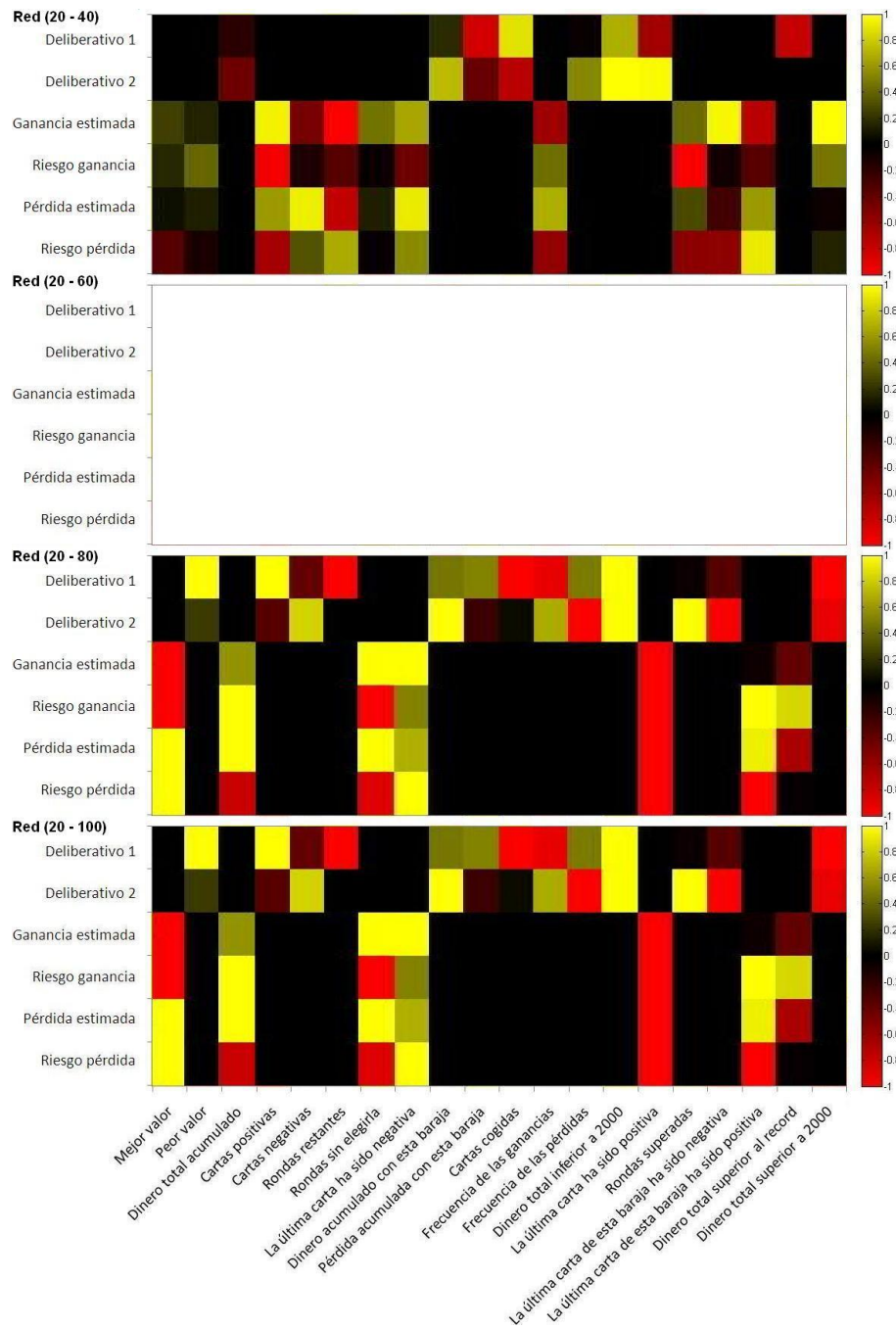
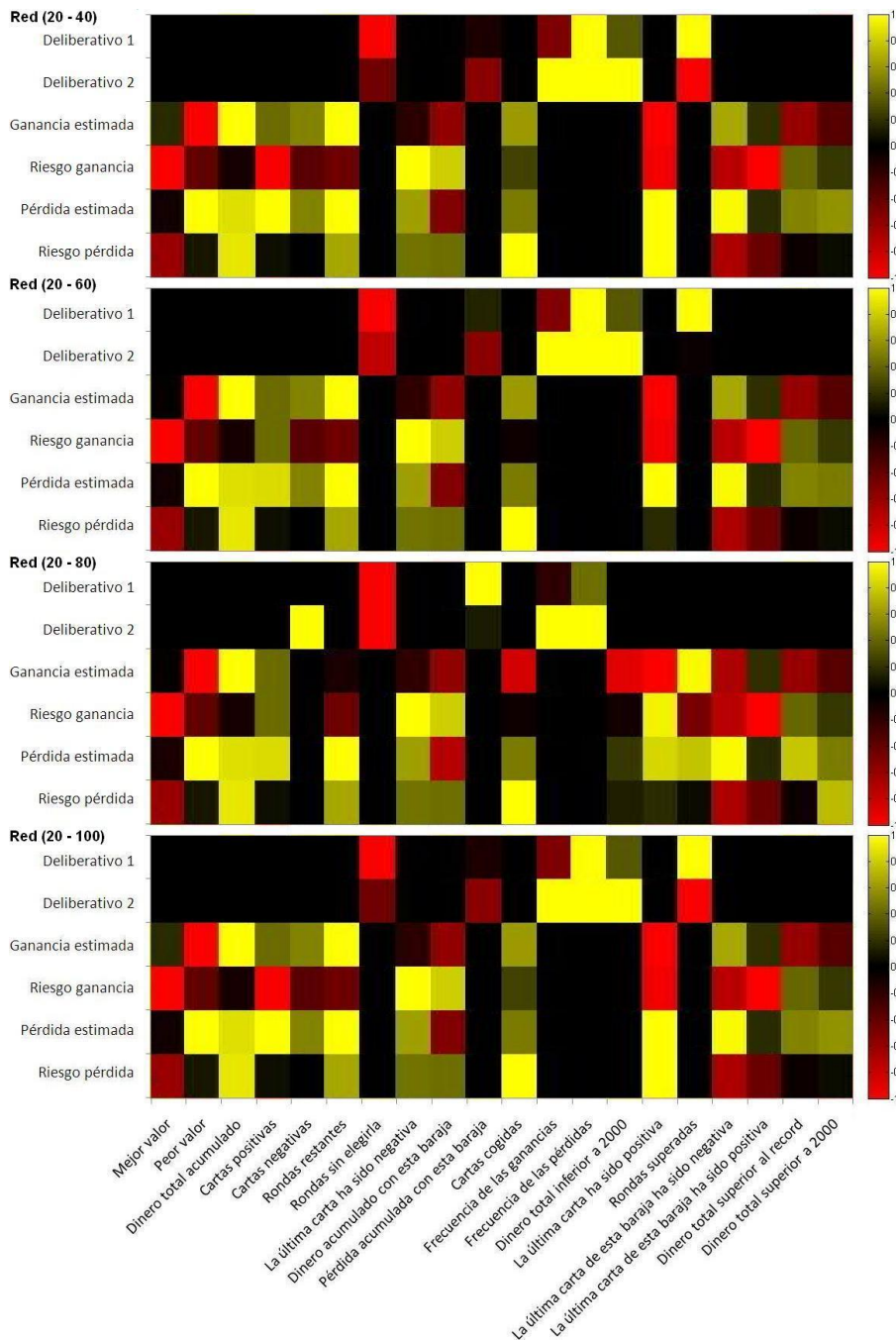


Figura E.8. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4008.

	Redes 1-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.6788	0	0.6788

Tabla E.8. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4008.

**E.10. Sujeto 4009**



**Figura E.9.** Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4009.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.1795	0.3807	0.4277	0

**Tabla E.9.** Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4009.

### E.11. Sujeto 4012

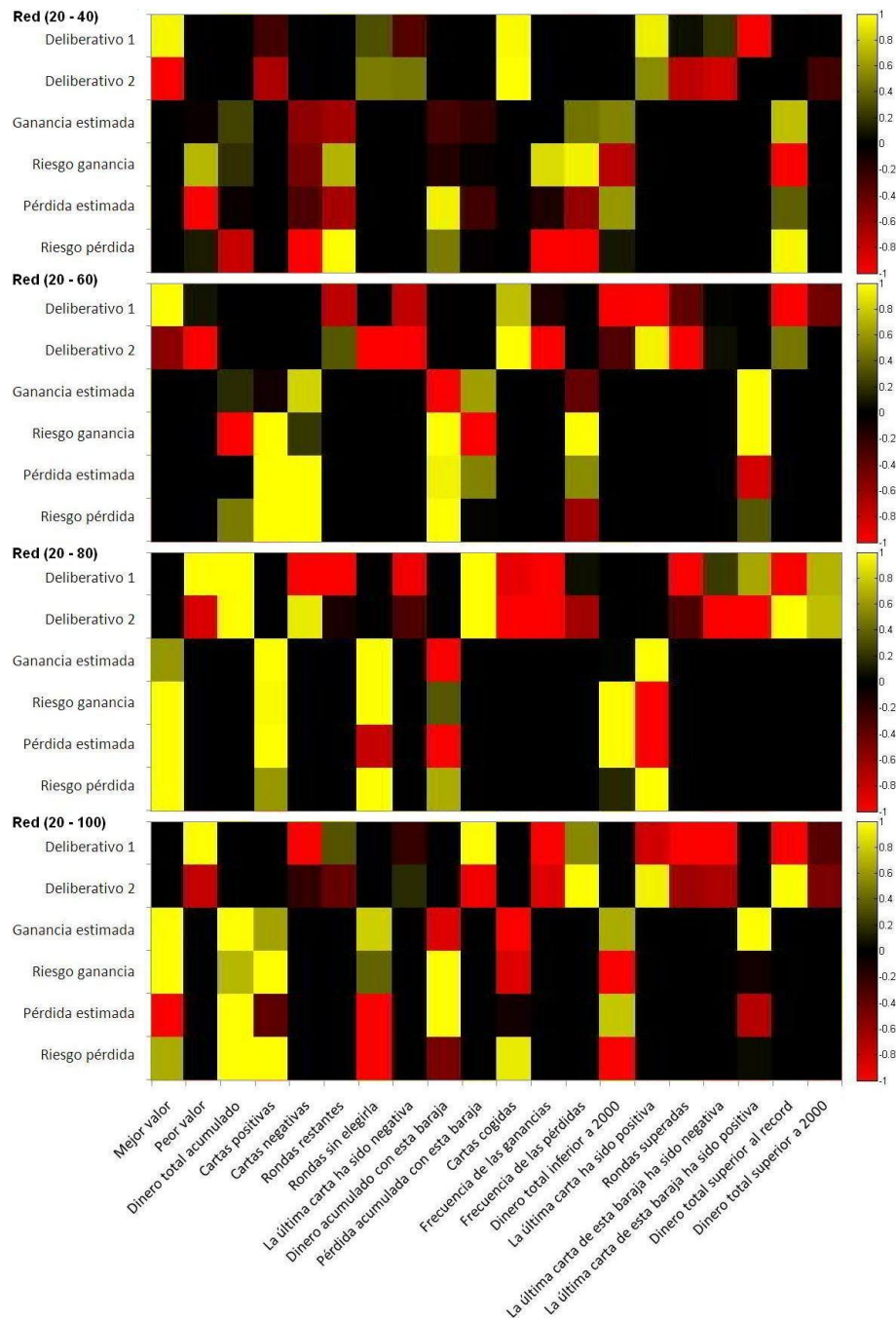
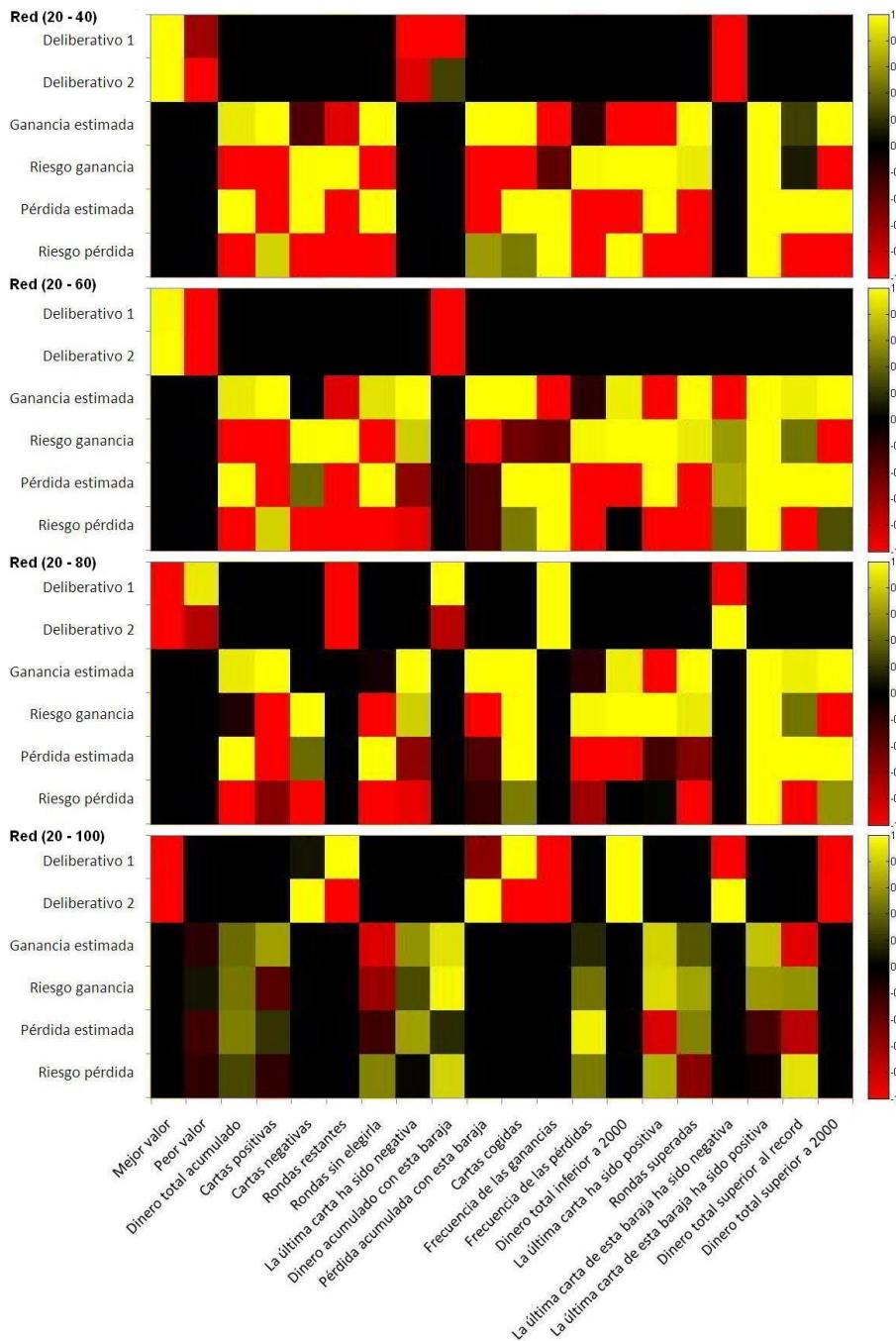


Figura E.10. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4012.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.6421	0.6782	0.6828	0.6836

Tabla E.10. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4012.

**E.12. Sujeto 4013**



**Figura E.11.** Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4013.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.8810	0.5727	0.7931	0.8692

**Tabla E.11.** Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4013.

### E.13. Sujeto 4014

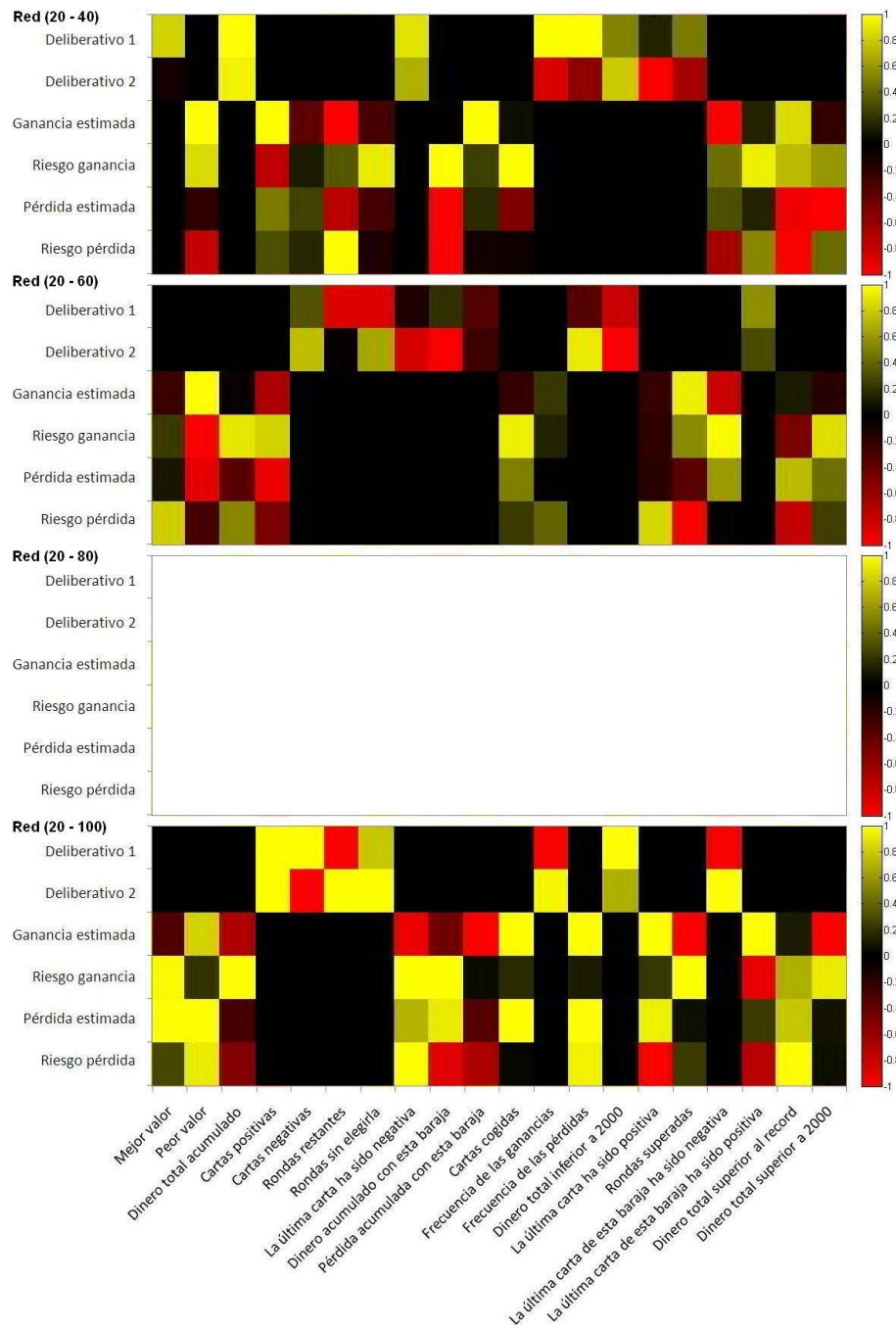
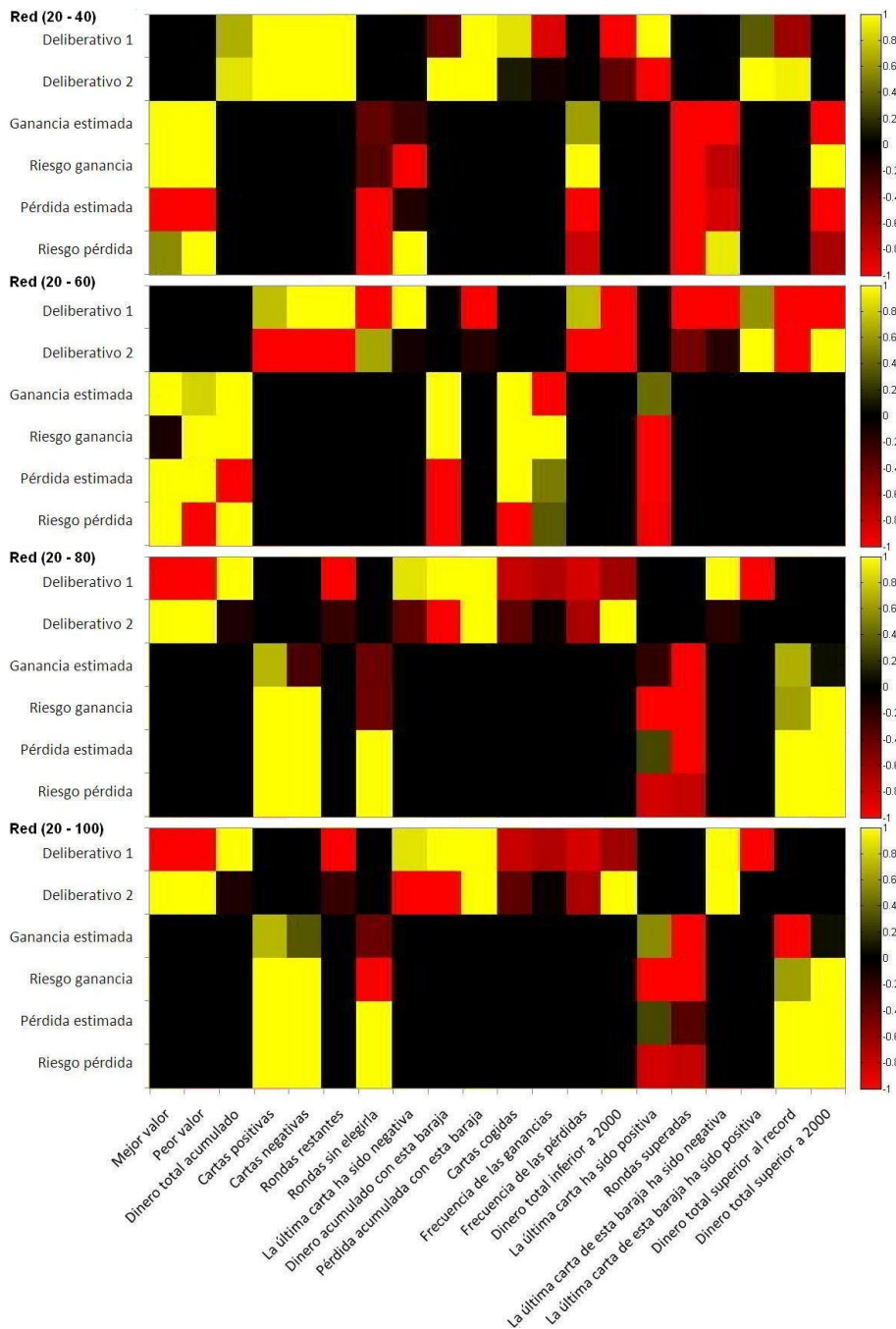


Figura E.12. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4014.

	Redes 1-2	Redes 2-4	Redes 1-4
ECM	0.6857	0.7501	0.8108

Tabla E.12. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4014.

**E.14. Sujeto 4016**



**Figura E.13.** Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4016.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.8403	0.8378	0.2291	0.8231

**Tabla E.13.** Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4016.

### E.15. Sujeto 4017

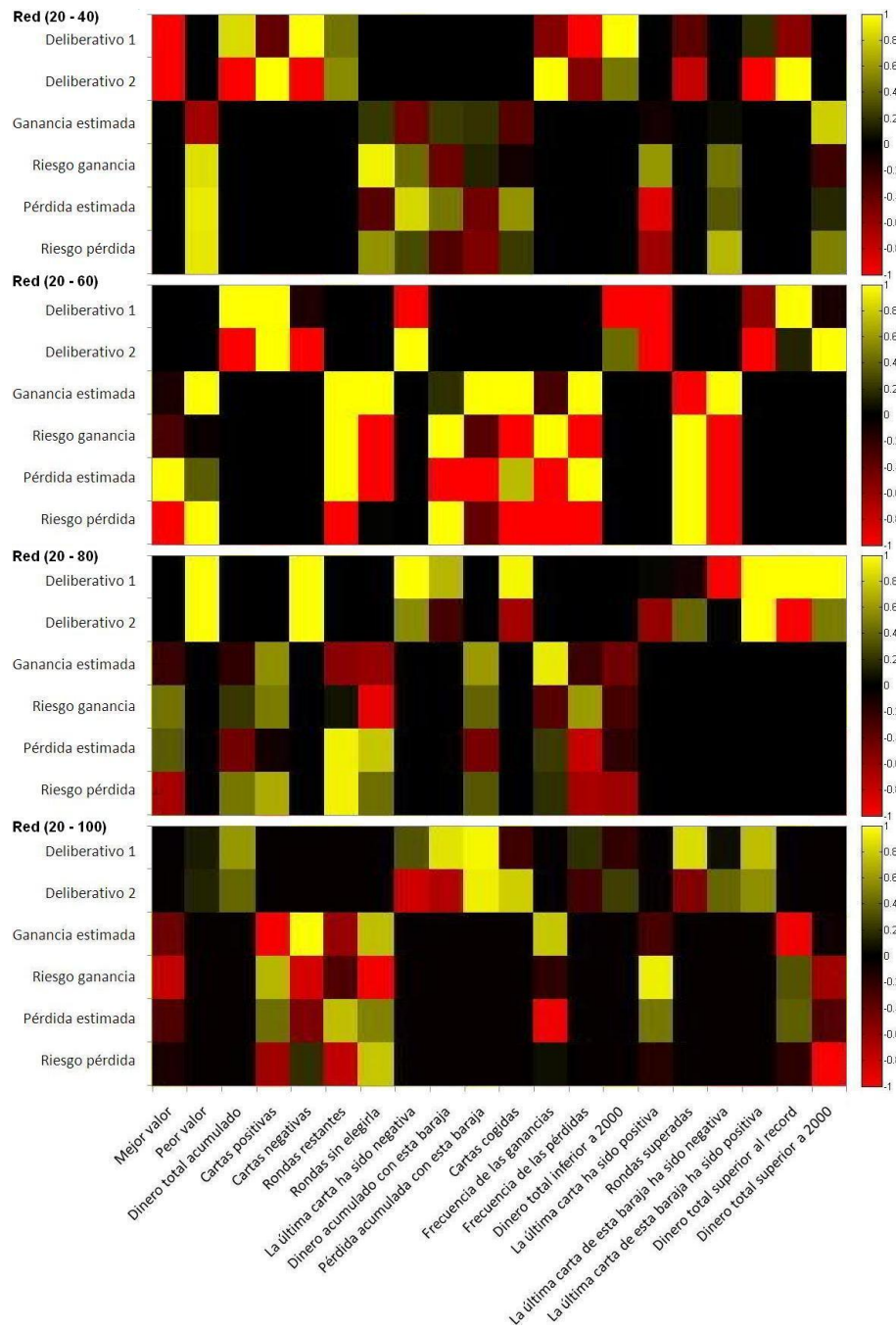
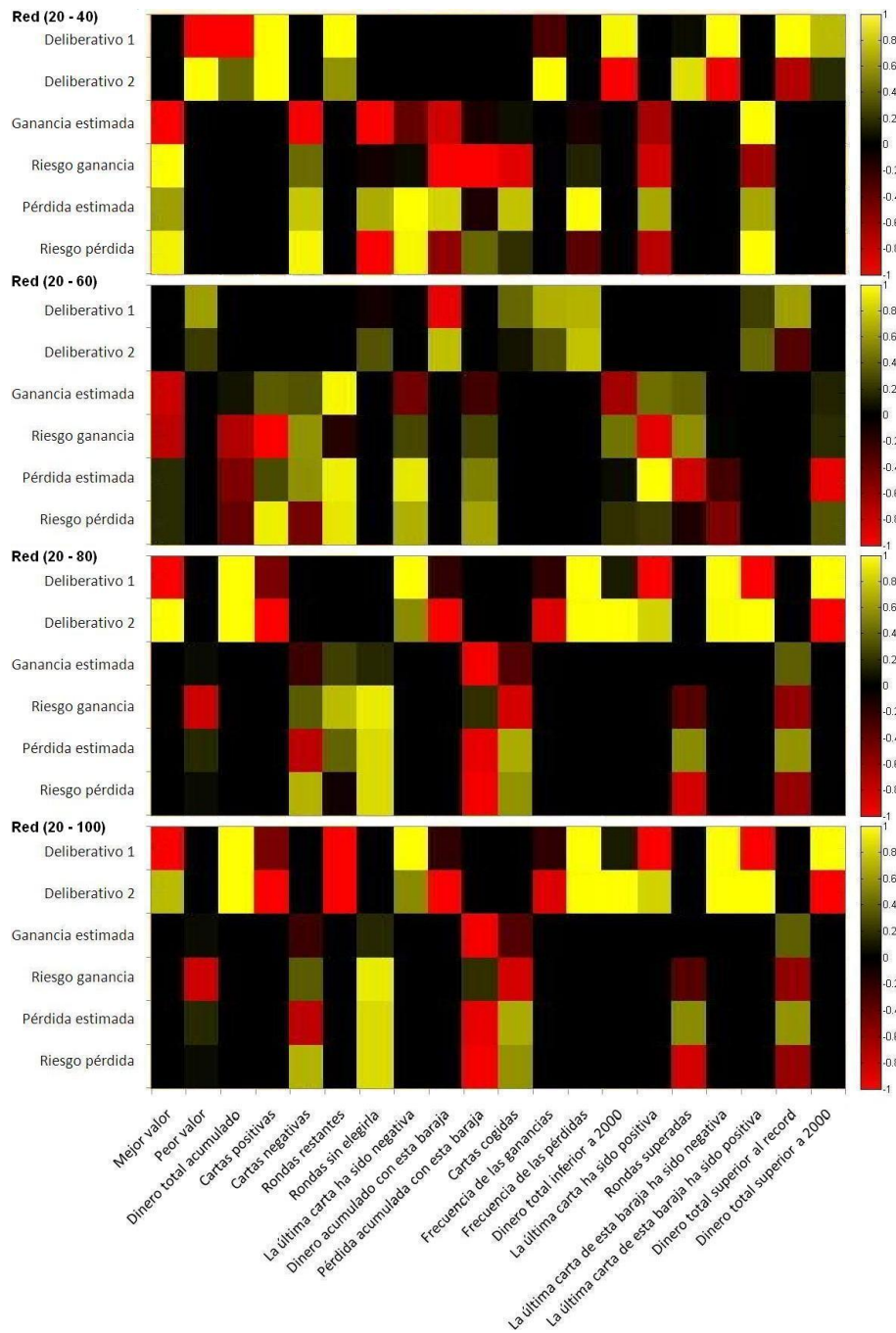


Figura E.14. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4017.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.7674	0.7426	0.5637	0.6820

Tabla E.14. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4017.

**E.16. Sujeto 4018**



**Figura E.15.** Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4018.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.6320	0.6518	0.1536	0.7910

**Tabla E.15.** Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4018.

### E.17. Sujeto 4019

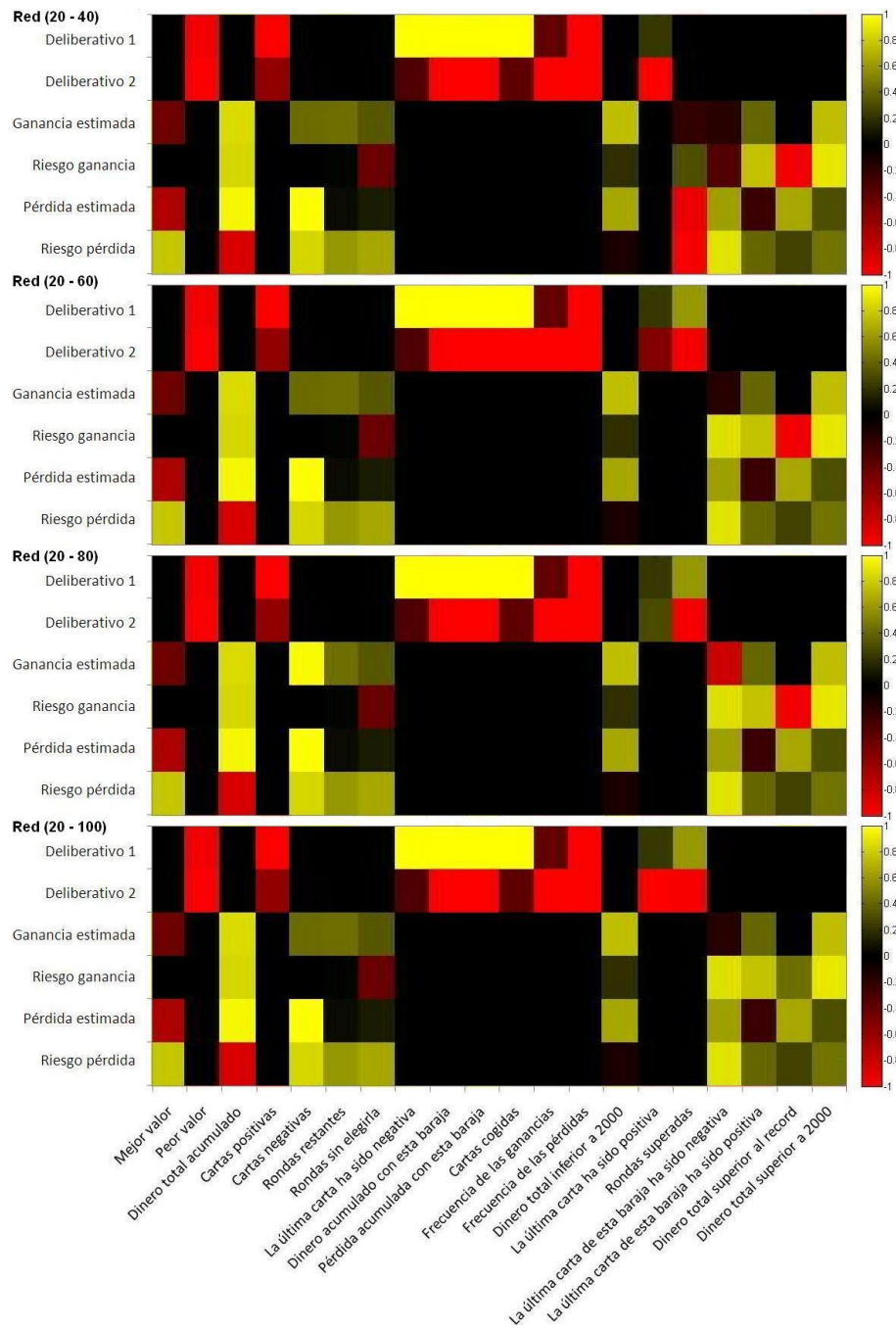
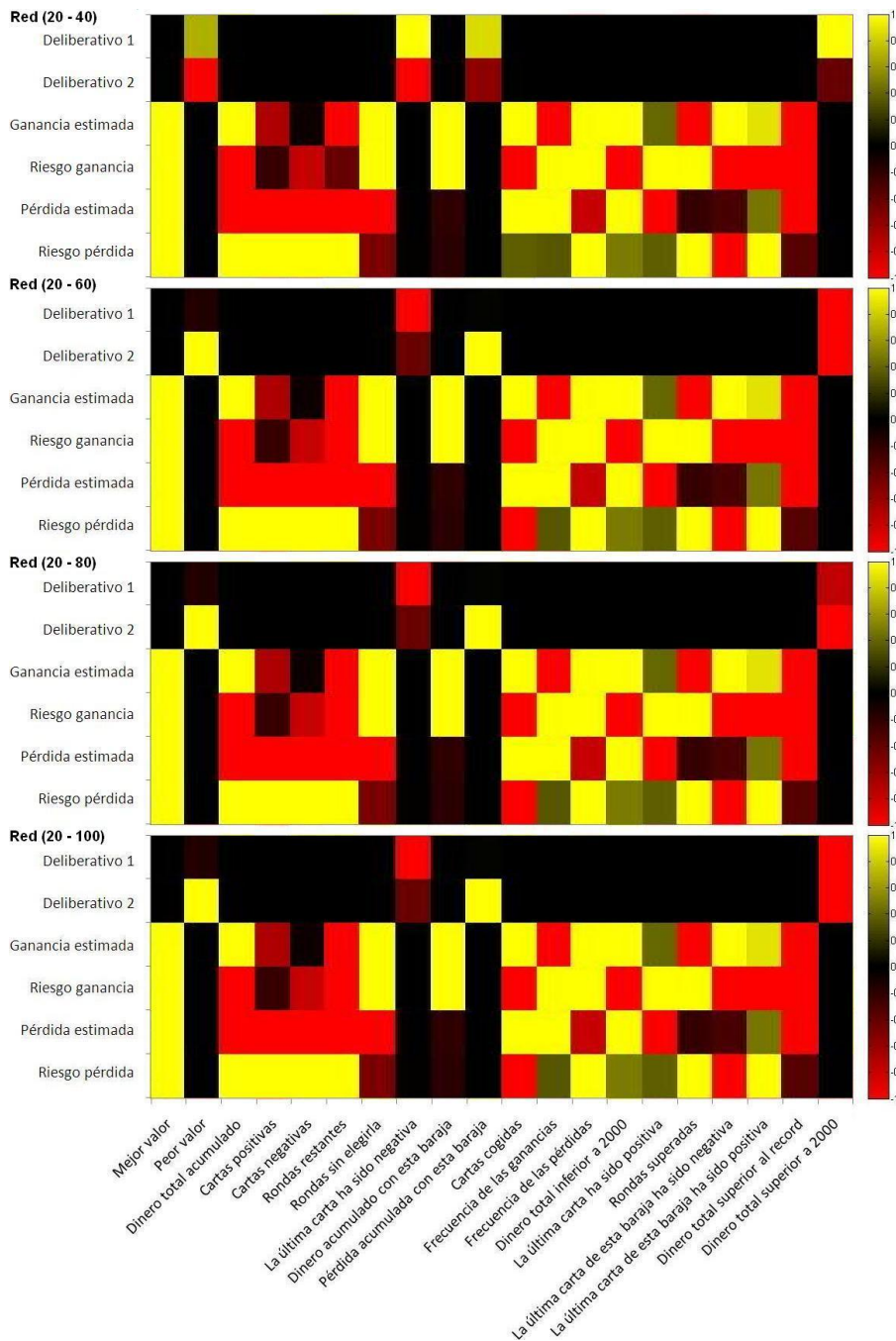


Figura E.16. Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4019.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.2098	0.1217	0.1900	0.2338

Tabla E.16. Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4019.

**E.18. Sujeto 4020**



**Figura E.17.** Evolución de la red de decisión que caracteriza al sujeto 4020.

	Redes 1-2	Redes 2-3	Redes 3-4	Redes 1-4
ECM	0.3952	0.0219	0.0219	0.3952

**Tabla E.17.** Error cuadrático medio (ECM) existente entre los pesos de las conexiones de las distintas redes de decisión ajustadas al comportamiento del sujeto 4020.

## Bibliografía

- Ahn, W. Y., Busemeyer, J. R., Wagenmakers, E. J., y Stout, J. C. (2008). Comparison of decision learning models using the generalization criterion method. *Cognitive Science*, 32(8), 1376-1402.
- Allais, M. (1953). Le comportement de l'homme rationnel devant le risque: Critique des postulats et axiomes de l'école américaine. *Econometrica*, 21(4), 503-546.
- Anderson, J. R. (1993). *The adaptive character of thought*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Araujo, L., y Cervigón, C. (2009). *Algoritmos evolutivos: Un enfoque práctico*. RA-MA.
- Atkins, P. W. B., Wood, R. E., y Rutgers, P. J. (2002). The effects of feedback format on dynamic decision making. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 88(2), 587-604.
- Baron, J. (2004). Normative models of judgment and decision making. En D. J. Koehler y N. Harvey (Eds.), *Blackwell handbook of judgment and decision making* (p. 19-36). London: Blackwell.
- Barron, G., y Erev, I. (2003). Small feedback-based decisions and their limited correspondence to description-based decisions. *Journal of Behavioral Decision Making*, 16(3), 215-233.
- Bechara, A., Damasio, A. R., Damasio, H., y Anderson, S. W. (1994). Insensitivity to future consequences following damage to human prefrontal cortex. *Cognition*, 50(1-3), 7-15.
- Bechara, A., Damasio, H., Damasio, A. R., y Lee, G. P. (1999). Different contributions of the human amygdala and ventromedial prefrontal cortex to decision-making. *Journal of Neuroscience*, 19(13), 5473-5481.
- Bechara, A., Damasio, H., Tranel, D., y Anderson, S. W. (1998). Dissociation of working memory from decision making within the human prefrontal cortex. *Journal of Neuroscience*, 18(1), 428-437.
- Bechara, A., Damasio, H., Tranel, D., y Damasio, A. R. (1997). Deciding advantageously before knowing the advantageous strategy. *Science*, 275(5304), 1293-1295.
- Bechara, A., Damasio, H., Tranel, D., y Damasio, A. R. (2005). The Iowa gambling task and the somatic marker hypothesis: some questions and answers. *TRENDS in Cognitive Sciences*, 9(4), 159-162.
- Bechara, A., Dolan, S., Denburg, N., Hindes, A., Anderson, S. W., y Nathan, P. E. (2001). Decision-making deficits, linked to a dysfunctional ventromedial prefrontal cortex, revealed in alcohol and stimulant abusers. *Neuropsychologia*, 39(4), 376-389.
- Bechara, A., Tranel, D., y Damasio, H. (2000). Characterization of the decision-making deficit of patients with ventromedial prefrontal cortex lesions. *Brain*, 123(11), 2189-2202.
- Bechara, A., Tranel, D., Damasio, H., y Damasio, A. R. (1996). Failure to respond

- autonomically to anticipated future outcomes following damage to prefrontal cortex. *Cerebral cortex*, 6(2), 215-225.
- Bernoulli, D. (1954). Exposition of a new theory on the measurement of risk. *Econometrica*, 22(1), 23-36.
- Best, M., Williams, J. M., y Coccaro, E. F. (2002). Evidence for a dysfunctional prefrontal circuit in patients with an impulsive aggressive disorder. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 99(12).
- Beyer, H. G., y Schwefel, H. P. (2002). Evolution strategies: A comprehensive introduction. *Natural Computing*, 1(1), 3-52.
- Blair, R. J. R., Colledge, E., y Mitchell, D. G. V. (2001). Somatic markers and response reversal: Is there orbitofrontal cortex dysfunction in boys with psychopathic tendencies? *Journal of Abnormal Child Psychology*, 29, 499-511.
- Bogacz, R., Brown, E., Moehlis, J., Holmes, P., y Cohen, J. D. (2006). The physics of optimal decision making: A formal analysis of models of performance in two-alternative forced-choice tasks. *Psychological Review*, 113(4), 700-765.
- Bowman, C. H., Evans, C. E. Y., y Turnbull, O. H. (2005). Artificial time constraints on the iowa gambling task: the effects on behavioural performance and subjective experience. *Brain and Cognition*, 57(1), 21-25.
- Bowman, C. H., y Turnbull, O. H. (2003). Real versus facsimile reinforcers on the iowa gambling task. *Brain and Cognition*, 53(2), 207-210.
- Brand, M., y Altstotter-Gleich, C. (2008). Personality and decision-making in laboratory gambling tasks - evidence for a relationship between deciding advantageously under risk conditions and perfectionism. *Personality and Individual Differences*, 45(3), 226-231.
- Brehmer, B. (1992). Dynamic decision making: Human control of complex systems. *Acta Psychologica*, 81(3), 211-241.
- Bruner, J. S., Goodnow, J., y Austin, G. A. (1956). *A study of thinking*. New York: Wiley.
- Buelow, M., y Suhr, J. (2009). Construct validity of the iowa gambling task. *Neuropsychology Review*, 19, 102-114.
- Busemeyer, J. R., y Diederich, A. (2010). *Cognitive modeling*. SAGE Publications, Inc.
- Busemeyer, J. R., Dimperio, E., y Jessup, R. K. (2007). Integrating emotional processes into decision-making models. En W. D. Gray (Ed.), *Integrated models of cognitive systems* (p. 213-229). New York: Oxford University Press.
- Busemeyer, J. R., Jessup, R. K., Johnson, J. G., y Townsend, J. T. (2006). Building bridges between neural models and complex decision making behaviour. *Neural Networks*, 19(8), 1047-1058.
- Busemeyer, J. R., y Townsend, J. T. (1993). Decision filed theory: A dynamic-cognitive approach to decision making in an uncertain environment. *Psychological Review*, 100(3), 432-459.
- Busemeyer, J. R., y Wang, Y.-M. (2000). Model comparisons and model selections based on generalization criterion methodology. *Journal of Mathematical Psychology*, 44(1), 171-189.
- Camilleri, A. R., y Newell, B. R. (2009). The role of representation in experience-based choice. *Judgment and Decision Making*, 4(7), 518-529.
- Cavedini, P., Riboldi, G., D'Annunzi, A., Belotti, P., Cisima, M., y Bellodi, L. (2002). Decision-making heterogeneity in obsessive-compulsive disorder: ventromedial prefrontal cortex function predicts different treatment outcomes. *Neuropsychologia*, 40(2), 205-211.
- Cavedini, P., Riboldi, G., Keller, R., D'Annunzi, A., y Bellodi, L. (2002). Frontal lobe dysfunction in pathological gambling patients. *Biological Psychiatry*, 51(4), 334-

- 341.
- Chapman, G. B. (2005). Short-term cost for long-term benefit: Time preference and cancer control. *Health Psychology, 24*, 41-48.
- Chiu, Y. C., Lin, C. H., Huang, J. T., Lin, S., Lee, P. L., y Hsieh, J.-C. (2008). Immediate gain is long-term loss: Are there foresighted decision makers in the iowa gambling task? *Behavioral and Brain Functions, 4*(13).
- Chomsky, N. (1956). Three models for the description of language. *IEEE Transactions on Information Theory, 2*(3), 113-124.
- Cokely, E. T., y Kelley, C. M. (2009). Cognitive abilities and superior decision making under risk: A protocol analysis and process model evaluation. *Judgment and Decision Making, 4*(1), 20-33.
- Cronin, M. A., y Gonzalez, C. (2007). Understanding the building blocks of system dynamics. *System Dynamics Review, 23*(1), 1-17.
- Curran, T., y Keele, S. W. (1993). Attentional and nonattentional forms of sequence learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory and Cognition, 19*(1), 189-202.
- Damasio, A. R. (1994). *Descartes' error : emotion, reason, and the human brain*. New York: Putnam.
- Darwin, C. R. (1979). *The origin of species, reprint of the 1976 issue of the 1968 edition published by penguin books*. New York: Gramercy Books.
- Das, S. (2008). *Foundations of decision-making agents: Logic, probability and modality*. London: World Scientific.
- De Jong, K. A. (1975). *An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems*. Tesis Doctoral no publicada, University of Michigan.
- De Jong, K. A. (2006). *Evolutionary computation: A unified approach*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
- del Castillo, M. D., Gasós, J., y García-Alegre, C. (1993). Genetic processing of the sensorial information. *Sensors and Actuators A: Physical, 37-38*, 255 - 259.
- Demaree, H. A., Burns, K. J., y DeDonno, M. A. (2010). Intelligence, but not emotional intelligence, predicts iowa gambling task performance. *Intelligence, 38*(2), 249-254.
- De Martino, B., Kumaran, D., Seymour, B., y Dolan, R. J. (2006). Frames, biases, and rational decision-making in the human brain. *Science, 313*(5787), 684-687.
- Donkin, C., Brown, S., y Heathcote, A. (2011). Drawing conclusions from choice response time models: A tutorial using the linear ballistic accumulator. *Journal of Mathematical Psychology, 55*(2), 140 - 151.
- Duch, W., Oentaryo, R. J., y Pasquier, M. (2008). Cognitive architectures: Where do we go from here? En *Proceedings of the 2008 conference on artificial general intelligence 2008: Proceedings of the first agi conference* (p. 122-136). Amsterdam, The Netherlands: IOS Press.
- Elliott, R., Rees, G., y Dolan, R. J. (1999). Ventromedial prefrontal cortex mediates guessing. *Neuropsychologia, 37*(4), 403-411.
- Ellsberg, D. (1961). Risk, ambiguity, and the savage axioms. *Quarterly Journal of Economics, 75*, 643-669.
- Elman, J. L. (1990). Finding structure in time. *Cognitive Science, 14*, 179-211.
- Erev, I., Ert, E., y Roth, A. E. (2010). A choice prediction competition for market entry games: An introduction. *Games, 1*(2), 117-136.
- Eshelman, L. J., Caruana, A., y Schaffer, J. D. (1989). Biases in the crossover landscape. En *Proceedings of the third international conference on genetic algorithms* (p. 86-91).
- Eshelman, L. J., y Schaffer, J. D. (1993). Real-coded genetic algorithms and interval-schemata. En *Foundations of genetic algorithms 2* (p. 187-202). Morgan Kaufmann

- Publishers.
- Feldman, J. A., y Ballard, D. H. (1982). Connectionist models and their properties. *Cognitive Science*, 6, 205-254.
- Fernie, G., y Tunney, R. J. (2006). Some decks are better than others: The effect of reinforcer type and task instructions on learning in the iowa gambling task. *Brain and Cognition*, 60(1), 94-102.
- Flood, M. M. (1952). *Some experimental games* (Research memorandum n.º RM-789). Santa Monica, CA: RAND Corporation.
- Fridberg, D. J., Queller, S., Ahn, W.-Y., Kim, W., Bishara, A. J., Busemeyer, J. R., ... Stout, J. C. (2010). Cognitive mechanisms underlying risky decision-making in chronic cannabis users. *Journal of Mathematical Psychology*, 54(1), 28 - 38.
- Fukui, H., Murai, T., Fukuyama, H., Hayashi, T., y Hanakawa, T. (2005). Functional activity related to risk anticipation during performance of the iowa gambling task. *NeuroImage*, 24(1), 253-259.
- Fum, D., Del Missier, F., y Stocco, A. (2007). The cognitive modeling of human behavior: Why a model is (sometimes) better than 10,000 words. *Cognitive Systems Research*, 8(3), 135-142.
- Garcia-Retamero, R., y Hoffrage, U. (2006). How causal knowledge simplifies decision-making. *Minds and Machines*, 16(3), 365-380.
- Gigerenzer, G. (2008). *Rationality for mortals: how people cope with uncertainty. evolution and cognition series*. New York: Oxford University Press.
- Glimcher, P. W. (2009). Choice: Towards a standard back-pocket model. En P. W. Glimcher, C. F. Camerer, E. Fehr, y R. A. Poldrack (Eds.), *Neuroeconomics: Decision making and the brain* (p. 503-521). London: Academic Press.
- Glimcher, P. W., Camerer, C. F., Fehr, E., y Poldrack, R. A. (2009). Introduction: A brief history of neuroeconomics. En P. W. Glimcher, C. F. Camerer, E. Fehr, y R. A. Poldrack (Eds.), *Neuroeconomics: Decision making and the brain* (p. 1-12). London: Academic Press.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Boston, MA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Goldberg, D. E. (1991). Real-coded genetic algorithms, virtual alphabets, and blocking. *Complex Systems*, 5, 139-167.
- Gonzalez, C., y Dutt, V. (2007). Learning to control a dynamic task: A system dynamics cognitive model of the slope effect. En *Proceedings of eighth international conference on cognitive modeling* (p. 61-66).
- Grant, S., Contoreggi, C., y London, E. D. (2000). Drug abusers show impaired performance in a laboratory test of decision making. *Neuropsychologia*, 38(8), 1180-1187.
- Gupta, R., Koscik, T. R., Bechara, A., y Tranel, D. (2010). The amygdala and decision-making. *Neuropsychologia*, *In Press, Corrected Proof*, -.
- Gureckis, T. M., y Love, B. C. (2009). Short-term gains, long-term pains: How cues about state aid learning in dynamic environments. *Cognition*, 113(3), 293-313.
- Hansen, N. (2006). The cma evolution strategy: A comparing review. En J. Lozano, P. Larrañaga, I. Inza, y E. Bengoetxea (Eds.), *Towards a new evolutionary computation* (p. 75-102). Berlin: Springer.
- Hansen, N., y Kern, S. (2004). Evaluating the cma evolution strategy on multimodal test functions. En X. Yao y cols. (Eds.), *Parallel problem solving from nature ppsn viii* (Vol. 3242, p. 282-291). Springer.
- Hansen, N., y Ostermeier, A. (2001). Completely derandomized self-adaptation in evolution strategies. *Evolutionary Computation*, 9(2), 159-195.
- Hartstra, E., Oldenburg, J., Van Leijenhorst, L., Rombouts, S., y Crone, E. (2010). Brain

- regions involved in the learning and application of reward rules in a two-deck gambling task. *Neuropsychologia*, 48(5), 1438-1446.
- Hassoun, M. (1995). *Fundamentals of artificial neural networks*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Hastie, R. (2001). Problems for judgment and decision making. *Annual Review of Psychology*, 52, 653-683.
- Hastie, R., y Pennington, N. (1995). Cognitive approaches to judgment and decision making. *Psychology of Learning and Motivation*, 32, 1-31.
- Hemsley, D. R. (2005). The development of a cognitive model of schizophrenia: Placing it in context. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 29(6), 977-988.
- Herrera, F., Lozano, M., y Sánchez, A. M. (2003). A taxonomy for the crossover operator for real-coded genetic algorithms: An experimental study. *International Journal of Intelligent Systems*, 18, 309-338.
- Herrera, F., Lozano, M., y Verdegay, J. L. (1998). Tackling real-coded genetic algorithms: Operators and tools for behavioural analysis. *Artificial Intelligence Review*, 12, 265-319.
- Ho, M. Y., Mobini, S., Chiang, T. J., Bradshaw, C. M., y Szabadi, E. (1999). Theory and method in the quantitative analysis of impulsive choice behaviour: implications for psychopharmacology. *Psychopharmacology*, 146(4), 362-372.
- Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Houghton, G. (2005). *Connectionist models in cognitive psychology*. UK: Psychology Press.
- Iglesias, A., del Castillo, M. D., Serrano, J. I., y Oliva, J. (2008). A comparison of hybrid decision making methods for emergency support. En *Proceedings of the 8th international conference on hybrid intelligent systems* (p. 162-167).
- Iglesias, A., del Castillo, M. D., Serrano, J. I., y Oliva, J. (2010a). Connectionist models of decision making. En C. S. Jao (Ed.), *Decision support systems* (p. 49-62). Vukovar, Croatia: InTech.
- Iglesias, A., del Castillo, M. D., Serrano, J. I., y Oliva, J. (2010b). An iterative decision support system for managing fire emergencies. En D. Ruan, T. Li, Y. Xu, G. Chen, y E. E. Kerre (Eds.), *Computational intelligence: Foundations and applications* (p. 820-825). London: World Scientific.
- Iglesias, A., del Castillo, M. D., Serrano, J. I., y Oliva, J. (2010c). A psychologically and neurophysiologically plausible model for emulating human behavior in decision making tasks. En *Proceedings of the brain inspired cognitive systems - bics*. Madrid, Spain: Universidad Politécnica de Madrid.
- Iglesias, A., del Castillo, M. D., Serrano, J. I., y Oliva, J. (2011). Sistema de ayuda a la decisión aplicado a situaciones de emergencia en tiempo real. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 8(1), 80-88.
- Iglesias, A., del Castillo, M. D., Serrano, J. I., y Oliva, J. (2012a). A computational knowledge-based model for emulating human performance in the iowa gambling task. *Neural Networks*, 33, 168-180.
- Iglesias, A., del Castillo, M. D., Serrano, J. I., y Oliva, J. (2012b). Knowledge-based modeling in dynamic decision making. En *Proceedings of the 34th annual conference of the cognitive science society* (p. 1715-1720). Austin, TX: Cognitive Science Society.
- Johnson, J. G., y Busemeyer, J. R. (2005). A dynamic, stochastic, computational model of preference reversal phenomena. *Psychological Review*, 112(4), 841-861.
- Just, M. A., y Varma, S. (2007). The organization of thinking: What functional brain imaging reveals about the neuroarchitecture of complex cognition. *Cognitive, Affective and Behavioral Neuroscience*, 7(3), 153-191.

- Kable, J. W., y Glimcher, P. W. (2009). The neurobiology of decision: Consensus and controversy. *Neuron*, 63(4), 733-745.
- Kaelbling, L. P., Littman, M. L., y Moore, A. W. (1996). Reinforcement learning: A survey. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 4, 237-285.
- Kahneman, D., y Tversky, A. (1979). Prospect theory: an analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263-292.
- Kahneman, D., y Tversky, A. (1984). Choices, values, and frames. *American Psychologist*, 39, 341-350.
- Kalidindi, K., y Bowman, H. (2007). Using [epsilon]-greedy reinforcement learning methods to further understand ventromedial prefrontal patients' deficits on the iowa gambling task. *Neural Networks*, 20(6), 676 - 689.
- Kangas, B. D., Berry, M. S., Cassidy, R. N., Dallery, J., Vaidya, M., y Hackenberg, T. D. (2009). Concurrent performance in a three-alternative choice situation: Response allocation in a rock/paper/scissors game. *Behavioural Processes*, 82(2), 164-172.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., y Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220, 671-680.
- Knutson, B., Rick, S., E., W. G., Prelec, D., y Loewenstein, G. (2007). Neural predictors of purchase. *Neuron*, 53(1), 147-156.
- Kording, K. (2007). Decision theory: What should the nervous system do? *Science*, 318(5850), 606-610.
- Kosko, B. (1986). Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies*, 24(1), 65-75.
- Koza, J. R. (1990). Genetically breeding populations of computer programs to solve problems in artificial intelligence. En *Proceedings of the second international conference on tools for ai* (p. 819-827).
- Koza, J. R. (1992). *Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection*. Massachusetts: MIT press.
- Laird, J. E., Newell, A., y Rosenbloom, P. S. (1987). Soar: An architecture for general intelligence. *Artificial Intelligence*, 33(1), 1-64.
- Lawrence, A., Clark, L., Labuzetta, J. N., Sahakian, B., y Vyakarnum, S. (2008). The innovative brain. *Nature*, 456(13), 168-169.
- Lebiere, C., Gonzalez, C., Dutt, V., y Warwick, W. (2009). Predicting cognitive performance in open-ended dynamic tasks: A modelling comparison challenge. En *Proceedings of the 9th international conference on cognitive modeling*.
- Lebiere, C., Gonzalez, C., y Warwick, W. (2010). Editorial: Cognitive architectures, model comparison and agi. *Journal of Artificial General Intelligence*, 2(2), 1-19.
- LeDoux, J. E. (1995). Emotion: Clues from the brain. *Annual Review of Psychology*, 46, 209-235.
- Levine, D. S. (2009). Brain pathways for cognitive-emotional decision making in the human animal. *Neural Networks*, 22(3), 286-293.
- Levine, D. S., Mills, B., y Estrada, S. (2005). Modeling emotional influences on human decision making under risk. En *Neural networks, 2005. ijcnn '05. proceedings. 2005 ieee international joint conference on* (Vol. 3, p. 1657-1662).
- Lewis, R. L. (1999). Cognitive modeling, symbolic. En R. Wilson y F. Keil (Eds.), *The mit encyclopedia of the cognitive sciences* (p. 141 - 143). Cambridge, MA: MIT Press.
- Litt, A., Eliasmith, C., y Thagard, P. (2008). Neural affective decision theory: Choices, brains, and emotions. *Cognitive Systems Research*, 9(4), 252-273.
- Lo, C. C., y Wang, X. J. (2006). Cortico-basal ganglia circuit mechanism for a decision threshold in reaction time tasks. *Nature Neuroscience*, 9(7), 956-963.
- Luce, R. D. (1959). *Individual choice behavior: A theoretical analysis*. New York: Wiley.

- Maia, T. V., y McClelland, J. L. (2004). A re-examination of the evidence for the somatic marker hypothesis: What participants really know in the iowa gambling task. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 101(45), 16075-16080.
- Mazas, C. A., Finn, P. R., y Steinmetz, J. E. (2000). Decision-making biases, antisocial personality, and early-onset alcoholism. *Alcoholism: Clinical and Experimental Research*, 24(7), 1036-1040.
- McClelland, J. L. (1999). Cognitive modeling, connectionist. En R. Wilson y F. Keil (Eds.), *The mit encyclopedia of the cognitive sciences* (p. 137 - 141). Cambridge, MA: MIT Press.
- McClelland, J. L., y Rumelhart, D. E. (1981). An interactive activation model of context effects in letter perception: Part 1. an account of basic findings. *Psychological Review*, 88(5), 375-405.
- McKinnon, K. I. M. (1999). Convergence of the nelder-mead simplex method to a nonstationary point. *SIAM Journal on Optimization*, 9, 148-158.
- Meyer, D. E., y Kieras, D. E. (1997). A computational theory of executive cognitive processes and multiple-task performance: Part 1: basic mechanisms. *Psychological Review*, 104(1), 3-65.
- Michalewicz, Z. (1996). *Genetic algorithms + data structures = evolutionary programs*. Springer-Verlag, 3rd edition.
- Miller, G. A. (1956). The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review*, 101(2), 343-352.
- Mintzer, M. Z., y Stitzer, M. L. (2002). Cognitive impairment in methadone maintenance patients. *Drug and Alcohol Dependence*, 67(1), 41-51.
- Mitchell, T. (1997). *Machine learning*. McGraw Hill.
- Montibeller, G., y Belton, V. (2009). Qualitative operators for reasoning maps: Evaluating multi-criteria options with networks of reasons. *European Journal of Operational Research*, 195(3), 829-840.
- Munakata, Y., y McClelland, J. L. (2003). Connectionist models of development. *Developmental Science*, 6(4), 413-429.
- Mushlin, A. B., y Greene, H. L. (2009). *Decision making in medicine: An algorithmic approach*. Mosby, 3rd Edition.
- Nakamura, M., Nestor, P. G., Levitt, J. J., Cohen, A. S., Kawashima, T., Shenton, M. E., y McCarley, R. W. (2008). Orbitofrontal volume deficit in schizophrenia and thought disorder. *Brain*, 131(1), 180-195.
- Nash, J. F. (1950). Equilibrium points in n-person games. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 36(1), 48-49.
- Nelder, J. A., y Mead, R. (1965). A simplex method for function minimization. *Computer Journal*, 7, 308-313.
- Newell, A., y Simon, H. (1956). The logic theory machine - a complex information processing system. *Information Theory, IRE Transactions on*, 2(3), 61-79.
- Niwa, M., y Ditterich, J. (2008). Perceptual decisions between multiple directions of visual motion. *The Journal of Neuroscience*, 28(17), 4435-4445.
- O'Reilly, R., y Munakata, Y. (2000). *Computational explorations in cognitive neuroscience: Understanding of the mind by simulating the brain*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Paulus, M. P., Hozack, N., Zauscher, B., McDowell, J. E., Frank, L., Brown, G. G., y Braff, D. L. (2001). Prefrontal, parietal, and temporal cortex networks underlie decision-making in the presence of uncertainty. *NeuroImage*, 13(1), 91-100.
- Persaud, N., McLeod, P., y Cowey, A. (2007). Post-decision wagering objectively measures awareness. *Nature Neuroscience*, 10, 257-261.

- Pessoa, L. (2008). On the relationship between emotion and cognition. *Nature Reviews Neuroscience*, 9, 148-158.
- Petry, N. M. (2001). Substance abuse, pathological gambling, and impulsiveness. *Drug and Alcohol Dependence*, 63(1), 29-38.
- Pitt, M. A., y Myung, I. J. (2002). When a good fit can be bad. *Trends in Cognitive Sciences*, 6(10), 421-425.
- Poundstone, W. (1992). *Prisoner's dilemma*. New York: Doubleday.
- Quartz, S. R. (2009). Reason, emotion and decision-making: risk and reward computation with feeling. *Trends in Cognitive Sciences*, 13(5), 209-215.
- Rayward-Smith, V. J. (2007). Statistics to measure correlation for data mining applications. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(8), 3968-3982.
- Rieskamp, J. (2008). The probabilistic nature of preferential choice. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 34(6), 1446-1465.
- Robbins, H. (1952). Some aspects of the sequential design of experiments. *Bulletin of the American Mathematical Society*, 55, 527-535.
- Robbins, L. (1932). *An essay on the nature and significance of economic science*. London: Macmillan.
- Roberts, S., y Pashler, H. (2000). How persuasive is a good fit? a comment on theory testing. *Psychological Review*, 107(2), 358-367.
- Roe, R. M., Busemeyer, J. R., y Townsend, J. T. (2001). Multi-alternative decision field theory: A dynamic connectionist model of decision-making. *Psychological Review*, 108(2), 370-392.
- Rogers, R. D., Everitt, B. J., Baldacchino, A., Blackshaw, A. J., Swainson, R., Wynne, K., ... Robbins, T. W. (1999). Dissociable deficits in the decision-making cognition of chronic amphetamine abusers, opiate abusers, patients with focal damage to prefrontal cortex, and tryptophan-depleted normal volunteers: Evidence for monoaminergic mechanisms. *Neuropsychopharmacology*, 20, 322-339.
- Romanski, L. M., y LeDoux, J. E. (1992). Equipotentiality of thalamo-amygdala and thalamo-cortico-amygdala circuits in auditory fear conditioning. *Journal of Neuroscience*, 12, 4501-4509.
- Rottenstreich, Y., y Kivetz, R. (2006). On decision making without likelihood judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 101(1), 74-88.
- Rumelhart, D. E., y McClelland, J. L. (1986). *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*. Cambridge, Massachusetts: MIT Press.
- Rushworth, M. F. S., y Behrens, T. E. J. (2008). Choice, uncertainty and value in prefrontal and cingulate cortex. *Nature Neuroscience*, 11(4), 389-397.
- Rustichini, A. (2009). Neuroeconomics: Formal models of decision making and cognitive neuroscience. En P. W. Glimcher, C. F. Camerer, E. Fehr, y R. A. Poldrack (Eds.), *Neuroeconomics: Decision making and the brain* (p. 33-46). Academic Press.
- Saaty, T. L., y Shih, H.-S. (2009). Structures in decision making: On the subjective geometry of hierarchies and networks. *European Journal of Operational Research*, 199(3), 867-872.
- Schapiro, A. C., y McClelland, J. L. (2009). A connectionist model of a continuous developmental transition in the balance scale task. *Cognition*, 110(3), 395-411.
- Segal, I., y Shahar, Y. (2009). A distributed system for support and explanation of shared decision-making in the prenatal testing domain. *Journal of Biomedical Informatics*, 42(2), 272-286.
- Serrano, J. I., del Castillo, M. D., y Iglesias, A. (2009). Dealing with written language semantics by a connectionist model of cognitive reading. *Neurocomputing*, 72(4-6), 713-725.

- Serrano, J. I., del Castillo, M. D., Iglesias, A., y Oliva, J. (2009). Assessing aspects of reading by a connectionist model. *Neurocomputing*, 72(16-18), 3659-3668.
- Shiffrin, R. M., Lee, M. D., Kim, W., y Wagenmakers, E.-J. (2008). A survey of model evaluation approaches with a tutorial on hierarchical bayesian methods. *Cognitive Science*, 32(8), 1248-1284.
- Shih, S.-I. (2009). Using the attention cascade model to probe cognitive aging. *Psychology and Aging*, 24(3), 550 - 562.
- Shuster, J., y Toplak, M. E. (2009). Executive and motivational inhibition: Associations with self-report measures related to inhibition. *Consciousness and Cognition*, 18(2), 471-480.
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99-118.
- Simon, H. A. (1980). Cognitive science: The newest science of the artificial. *Cognitive Science*, 4(1), 33-46.
- Simón, V. M. (1998). Emotional participation in decision-making. *Psychology in Spain*, 2(1), 100-107.
- Smith, P. L., y Vickers, D. (1988). The accumulator model of two choice discrimination. *Journal of Mathematical Psychology*, 32(2), 135-168.
- Smith, V. (1991). Rational choice: The contrast between economics and psychology. *Journal of Political Economy*, 99(4), 877-897.
- Starmer, C. (2000). Developments in non-expected utility theory: The hunt for a descriptive theory of choice under risk. *Journal of Economic Literature*, 38(2), 332-382.
- Stylios, C. D., Georgopoulos, V. C., Malandraki, G. A., y Chouliara, S. (2008). Fuzzy cognitive map architectures for medical decision support systems. *Applied Soft Computing*, 8(3), 1243-1251.
- Sun, R., Merrill, E., y Peterson, T. (2001). From implicit skills to explicit knowledge: A bottom-up model of skill learning. *Cognitive Science*, 25(2), 203-244.
- Sutton, R. S., y Barto, A. G. (1998). *Reinforcement learning: An introduction*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Thagard, P., y Aubie, B. (2008). Emotional consciousness: A neural model of how cognitive appraisal and somatic perception interact to produce qualitative experience. *Consciousness and Cognition*, 17(3), 811-834.
- Toplak, M. E., Sorge, G. B., Benoit, A., West, R. F., y Stanovich, K. E. (2010). Decision-making and cognitive abilities: A review of associations between iowa gambling task performance, executive functions, and intelligence. *Clinical Psychology Review*, 30(5), 562-581.
- Tor, K., y Ritter, F. E. (2004). Using a genetic algorithm to optimize the fit of cognitive models. En *Proceedings of the sixth international conference on cognitive modeling* (p. 308-313). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Tranel, D., Bechara, A., y Denburg, N. L. (2002). Asymmetric functional roles of right and left ventromedial prefrontal cortices in social conduct, decision-making, and emotional processing. *Cortex*, 38(4), 589-612.
- Tversky, A., y Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: heuristics and biases. *Science*, 185(4157), 1124-1131.
- Tversky, A., y Kahneman, D. (1986). Rational choice and the framing of decisions. *Journal of Business*, 59(4), S251-S278.
- Tversky, A., y Kahneman, D. (1992). Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, 5(4), 297-323.
- Tversky, A., Slovic, P., y Kahneman, D. (1990). The causes of preference reversal. *The American Economic Review*, 80(1), 204-217.

- Upton, D. J., Bishara, A. J., Ahn, W.-Y., y Stout, J. C. (2011). Propensity for risk taking and trait impulsivity in the iowa gambling task. *Personality and Individual Differences*, 50(4), 492 - 495.
- Usher, M., y McClelland, J. L. (2001). The time course of perceptual choice: The leaky competing accumulator model. *Psychological Review*, 108(3), 550-592.
- Usher, M., y McClelland, J. L. (2004). Loss aversion and inhibition in dynamical models of multialternative choice. *Psychological Review*, 111(3), 757-769.
- Vickers, D. (1970). Evidence for an accumulator model of psychophysical discrimination. *Ergonomics*, 13(1), 37-58.
- Von Neumann, J., y Morgenstern, O. (1944). *Theory of games and economic behavior*. Princeton NJ: Princeton Univ. Press.
- Voss, A., y Voss, J. (2008). A fast numerical algorithm for the estimation of diffusion model parameters. *Journal of Mathematical Psychology*, 52(1), 1-9.
- Wagar, M., B., y Thagard, P. (2004). Spiking phineas gage: A neurocomputational theory of cognitive-affective integration in decision making. *Psychological Review*, 111(1), 67-79.
- Walliser, B. (2007). *Cognitive economics*. Berlin: Springer-Verlag.
- Webb, J. N. (2006). *Game theory: Decisions, interaction and evolution (springer undergraduate mathematics series)*. London: Springer-Verlag.
- Wetzels, R., Vandekerckhove, J., Tuerlinckx, F., y Wagenmakers, E.-J. (2010). Bayesian parameter estimation in the expectancy valence model of the iowa gambling task. *Journal of Mathematical Psychology*, 54(1), 14-27.
- Wilkinson, L., y Shanks, D. R. (2004). Intentional control and implicit sequence learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory and Cognition*, 30(2), 354-369.
- Yechiam, E., Busemeyer, J. R., Stout, J. C., y Bechara, A. (2005). Using cognitive models to map relations between neuropsychological disorders and human decision-making deficits. *Psychological Science*, 16(12), 973-978.
- Zucchini, W. (2000). An introduction to model selection. *Journal of Mathematical Psychology*, 44(1), 41-61.



## Lista de acrónimos

**CMA-ES** Estrategia Evolutiva mediante Adaptación de la Matriz de Covarianza, (*Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy*).

**DSF** Juego de las Existencias y los Flujos Dinámicos, (*Dynamic Stock and Flows task*).

**ES** Estrategia Evolutiva, (*Evolution Strategy*).

**GA** Algoritmo Genético, (*Genetic Algorithm*).

**IGT** Juego de Azar de Iowa, (*Iowa Gambling Task*).

**MAIDEN** Modelo de Análisis e Inferencia de DEcisiones basado en una red de coNceptos, (*Model of Assessment and Inference of DEcisions based on a Net of concepts*).

**PDP** Procesamiento Distribuido en Paralelo, (*Parallel Distributed Processing*).

**RCGA** Algoritmo Genético de Codificación Real, (*Real-Coded Genetic Algorithm*).

**RMSE** Error Cuadrático Medio, (*Root Mean Square Error*).

**SGT** Juego de Azar de Soochow, (*Soochow Gambling Task*).



*Entonces se separaron un tanto sus quijadas,  
se le encogieron un poco los labios,  
y una expresión burlona,  
que tenía más de cariñosa que de regocijada,  
apareció en sus ojos.  
El animal acababa de aprender a sonreír.*

*Jack London  
Colmillo Blanco*

