

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID
FACULTAD DE INFORMÁTICA
Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática



TESIS DOCTORAL

**Modelado de sistemas de inversión mediante lógica borrosa
como soporte a la toma de decisiones en mercados bursátiles**

MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR

PRESENTADA POR

Rodrigo Naranjo Mota

Directores

Matilde Santos Peñas
Javier Arroyo Gallardo

Madrid, 2018

Universidad Complutense de Madrid

FACULTAD DE INFORMÁTICA
Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática



Modelado de sistemas de inversión mediante lógica borrosa
como soporte a la toma de decisiones en mercados bursátiles

Memoria para optar al Grado de Doctor
presentada por

Rodrigo Naranjo Mota

Bajo la dirección de los doctores

Matilde Santos Peñas
Javier Arroyo Gallardo

Madrid, 2017

Modelado de sistemas de inversión mediante lógica borrosa como soporte a la toma de decisiones en mercados bursátiles

*Memoria para optar al Grado de Doctor
presentada por*

Rodrigo Naranjo Mota

Bajo la dirección de los doctores:

Matilde Santos Peñas
Javier Arroyo Gallardo

Universidad Complutense de Madrid
Facultad de Informática
Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática

Madrid, 2017

A mi madre, D.E.P

Agradecimientos

Durante todos estos años, son muchas las personas e instituciones que han participado en este trabajo y a quienes quiero expresar mi gratitud por todo el apoyo y la confianza que me han prestado de forma desinteresada.

En primer lugar me gustaría agradecer sinceramente a mis directores de tesis, al Dr. Javier Arroyo Gallardo y a la Dra. Matilde Santos Peñas, por su incansable esfuerzo y dedicación, incluso en las situaciones más difíciles. Sus conocimientos, orientaciones, su pasión por la investigación y por su trabajo que han sabido perfectamente transmitirme, han sido fundamentales para mi formación como investigador. Han sido capaces de inculcarme su sentido de seriedad, responsabilidad y rigor académico, sin los cuales no hubiese podido completar mi formación. Por todos esos motivos, siempre me sentiré en deuda con ellos.

Además me gustaría agradecer a la Universidad Complutense de Madrid por su acogida y el apoyo recibido durante estos fructíferos años en los que he podido desarrollar mi labor investigadora.

En lo personal, querría agradecerse a mis padres, por el ejemplo de perseverancia, resiliencia y constancia; por haberme forjado como la persona que soy en la actualidad; por haber sabido corregir mis faltas y haber celebrado mis triunfos; y por motivarme constantemente en la consecución de mis objetivos. En especial, me gustaría agradecerse a mi madre, que por desgracia no ha podido ver la culminación de este sueño, pero que dondequiera que esté, seguro que está orgullosa de que lo consiga. También me gustaría agradecerse a mi esposa Irene, por toda la ayuda y apoyo que me ha brindado todos estos años, inclusive en los momentos más difíciles; no fue fácil culminar este proyecto, sin embargo siempre has sido muy motivadora y has estado a mi lado en todo momento. Además quisiera pedir disculpa, tanto a mi esposa, padres, familiares y amigos por todo el tiempo que no les he podido dedicar durante estos años.

Índice

AGRADECIMIENTOS	I
ÍNDICE	III
LISTADO DE FIGURAS	VII
LISTADO DE FÓRMULAS	IX
RESUMEN EN ESPAÑOL	XI
ABSTRACT	XIII
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 OBJETIVOS	3
1.1.1 <i>Objetivos específicos</i>	3
1.2 ESTRUCTURA DE LA TESIS.....	5
2. ESTADO DEL ARTE	9
2.1 NECESIDAD Y TÉCNICAS DE LA IA APLICADAS AL ANÁLISIS TÉCNICO	10
2.1.1 <i>Lógica borrosa en el análisis técnico</i>	12
2.2 INDICADORES TÉCNICOS Y LÓGICA BORROSA	12
2.3 SISTEMAS DE TRADING BASADOS EN VELAS JAPONESAS Y LÓGICA BORROSA	13
2.4 SISTEMAS DE GESTIÓN DE CAPITAL MEDIANTE LÓGICA BORROSA	14
3. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DE LA LÓGICA BORROSA	19
3.1 CONJUNTOS BORROSOS	20
3.2 FUNCIONES DE PERTENENCIA	22
3.3 INFERENCIA BORROSA.....	23
3.4 FUZZYFICACIÓN, EVALUACIÓN DE LAS REGLAS Y DEFUZZYFICACIÓN	24

4. FUNDAMENTOS TEÓRICOS SOBRE BOLSA	29
4.1 TÉCNICAS UTILIZADAS EN EL ANÁLISIS TÉCNICO.....	31
4.1.1 <i>Indicadores técnicos</i>	31
4.2 ANÁLISIS BASADOS EN GRÁFICOS	43
4.2.1 <i>Series temporales</i>	43
4.2.2 <i>Velas japonesas</i>	44
4.3 GESTIÓN DEL CAPITAL.....	48
4.3.1 <i>La f-óptima</i>	48
4.3.2 <i>Fórmula de Kelly</i>	51
4.3.3 <i>Fixed fraction</i>	52
4.3.4 <i>Fixed-Ratio</i>	54
4.3.5 <i>Regla del 2%</i>	55
4.4 MEDIDAS DEL RENDIMIENTO DE UN SISTEMA DE TRADING.....	55
4.5 PRINCIPALES HERRAMIENTAS SOFTWARE PARA EL ANÁLISIS TÉCNICO	56
4.6 SISTEMA DE ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN EN EL ANÁLISIS TÉCNICO: BACKTESTING	57
5. DISCUSIÓN INTEGRADORA DE LAS PUBLICACIONES ASOCIADAS A LA TESIS.....	61
5.1 SISTEMAS DE TRADING.....	62
5.2 SISTEMAS DE TRADING BASADOS EN INDICADORES TÉCNICOS BORROSOS.....	64
5.3 SISTEMAS DE TRADING BASADOS EN VELAS JAPONESAS BORROSAS	67
5.4 SISTEMAS DE GESTIÓN DEL RIESGO Y CAPITAL BORROSOS	69
6. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.....	75
6.1 CONCLUSIONES.....	75
6.1.1 <i>Sistemas de trading basados en indicadores técnicos borrosos</i>	76
6.1.2 <i>Sistemas de trading basados en velas japonesas borrosas</i>	77
6.1.3 <i>Sistemas de gestión de capital borrosos</i>	78
6.2 LÍNEAS DE TRABAJO FUTURO	79
6.2.1 <i>Ampliación de casos de uso</i>	79
6.2.2 <i>Incorporación de nuevas técnicas</i>	80
7. BIBLIOGRAFÍA	85
8. PUBLICACIONES	95
8.1. SISTEMA FUZZY DE DECISIÓN PARA LA GESTIÓN DE CAPITAL EN INVERSIÓN EN BOLSA.....	95
8.1.1. <i>Cita completa</i>	95
8.1.2. <i>Resumen original de la publicación</i>	95
8.2. A FUZZY-GENETIC APPROACH FOR MAKING DECISION ON CAPITAL MANAGEMENT IN TRADING.	107
8.2.1. <i>Cita completa</i>	107
8.2.2. <i>Resumen original de la publicación</i>	107
8.3. AN INTELLIGENT TRADING SYSTEM WITH FUZZY RULES AND FUZZY CAPITAL MANAGEMENT.	119
8.3.1. <i>Cita completa</i>	119
8.3.2. <i>Resumen original de la publicación</i>	119
8.4. FUZZY CANDLESTICKS FORECASTING USING PATTERN RECOGNITION FOR STOCK MARKETS.	141

8.4.1. <i>Cita completa</i>	141
8.4.2. <i>Resumen original de la publicación</i>	141
8.5. FUZZY MODELING OF STOCK TRADING WITH FUZZY CANDLESTICKS	155
8.5.1. <i>Cita completa</i>	155
8.5.2. <i>Resumen original de la publicación</i>	155

Listado de Figuras

FIGURA 1. EJEMPLO DE CONJUNTOS BORROSOS PARA LA VARIABLE ESTATURA	20
FIGURA 2. FUNCIONES DE PERTENENCIA DE CONJUNTO CLÁSICO (IZQUIERDA) Y CONJUNTO BORROSO (DERECHA) PARA EDAD ADULTA.	21
FIGURA 3. TÉRMINOS RELATIVOS A LOS CONJUNTOS BORROSOS	22
FIGURA 4. FUNCIÓN DE TIPO T (TRIANGULAR)	22
FIGURA 5. EJEMPLO CON TRES SITUACIONES DEL TR EN LA QUE NO SE USA EL RANGO MÁXIMO-MÍNIMO ACTUAL. .	32
FIGURA 6. EJEMPLO DE SEÑALES CON EL ADX.	33
FIGURA 7. EJEMPLO DE DOS CURVAS SMA, CON DIFERENTE NÚMERO DE SESIONES (15 PARA SMA CORTA O RÁPIDA Y 50 PARA SMA LARGA O LENTA).	36
FIGURA 8. EJEMPLO DE CRUCES DE MACD CON EL NIVEL 0.....	38
FIGURA 9. EJEMPLO DE CRUCES DE MACD CON EL COMPONENTE SEÑAL.....	39
FIGURA 10. EJEMPLO DE ZONAS DE SOBRECOPRA Y SOBREVENTA PROPORCIONADAS POR EL INDICADOR RSI.	42
FIGURA 11. EJEMPLO DE DIVERGENCIA ALCISTA.	43
FIGURA 12. REPRESENTACIÓN MEDIANTE SERIES TEMPORALES (A) Y VELAS JAPONESAS (B)	44
FIGURA 13. PARTES Y PARÁMETROS DE UNA VELA JAPONESA.....	45
FIGURA 14. REPRESENTACIÓN DE UN GAP BAJISTA (A) Y GAP ALCISTA (B)	46
FIGURA 15. PATRONES KICKING BULLISH (A), HAMMER (B) Y PIERCING LINE (C).....	47
FIGURA 16. CURVA DE LA F ÓPTIMA.....	50

Listado de Fórmulas

FÓRMULA 1. DEFINICIÓN DE CONJUNTO BORROSO UTILIZANDO COMPOSICIÓN MAX-*	23
FÓRMULA 2. IMPLICACIÓN BORROSA POR LA REGLA MAX-MIN	23
FÓRMULA 3. UNIÓN DE M CONJUNTOS BORROSOS BL	23
FÓRMULA 4. FUNCIÓN EXPONENCIAL PARA BORROSIFICADOR NO SINGLETON	24
FÓRMULA 5. DEFINICIÓN FORMAL DE BASE DE REGLAS BORROSA TIPO MAMDANI	25
FÓRMULA 6. DEFINICIÓN FORMAL DE BASE DE REGLAS BORROSA TIPO SUGENO	25
FÓRMULA 7. DESBORROSIFICADOR POR MÁXIMO	25
FÓRMULA 8. DESBORROSIFICADOR POR MEDIA DE CENTROS	26
FÓRMULA 9. DESBORROSIFICADOR POR CENTRO DE ÁREA	26
FÓRMULA 10. FÓRMULA DEL INDICADOR DIRECCIONAL POSITIVO	34
FÓRMULA 11. FÓRMULA DEL INDICADOR DIRECCIONAL NEGATIVO	34
FÓRMULA 12. FÓRMULA DE ADX	34
FÓRMULA 13. FÓRMULA DEL SMA	36
FÓRMULA 14. FÓRMULA DEL SMA (HOY)	36
FÓRMULA 15. FÓRMULA DE LA COMPONENTE MACD	37
FÓRMULA 16. CÁLCULO DE LA COMPONENTE SEÑAL DEL INDICADOR MACD	37
FÓRMULA 17. CÁLCULO DE LA COMPONENTE HISTOGRAMA	38
FÓRMULA 18. CÁLCULO DEL INDICADOR RSI	40
FÓRMULA 19. CÁLCULO DEL COMPONENTE RS	40
FÓRMULA 20. CÁLCULO DE LA GANANCIA MEDIA	40
FÓRMULA 21. CÁLCULO DE LA PÉRDIDA MEDIA	41
FÓRMULA 22. CÁLCULO DEL HPR	49
FÓRMULA 23. DEFINICIÓN DEL TWR	49
FÓRMULA 24. DEFINICIÓN DE LA GEOMÉTRICA (GM)	49
FÓRMULA 25. CÁLCULO DEL HPR(F)	49
FÓRMULA 26. FÓRMULA DE KELLY	52

FÓRMULA 27. CÁLCULO DEL PAYOFF	52
FÓRMULA 28. CÁLCULO DEL DELTA (FIXED FRACTION).....	53
FÓRMULA 29. CÁLCULO DEL DELTA INICIAL DEL FIXED-FRACTION	53
FÓRMULA 30. DELTA INICIAL DEL FIXED-RATIO	54

Resumen en español

Saber cuándo y cómo invertir en los mercados de valores es una decisión difícil de tomar para los inversores. Los mercados bursátiles requieren conocimientos específicos, un análisis exhaustivo de los mercados y una gran experiencia. Hoy en día hay multitud de mercados, diferentes variables, indicadores, patrones, etc., que deben ser analizados antes de tomar una decisión financiera en un corto intervalo de tiempo. Por ese motivo los inversores recurren a técnicas computacionales, algunas de ellas provenientes de inteligencia artificial, para paliar esta gran carga de trabajo que supone el análisis de dichos mercados.

Dentro de esta línea, la presente tesis incide en el soporte que ofrecen las técnicas de *soft computing*, en concreto la lógica borrosa, a la toma de decisión. Debido a las características propias de este escenario de aplicación, se presenta como idónea y ofrece una gran mejora respecto a los sistemas clásicos de trading. Este trabajo de investigación se ha focalizado en el análisis técnico, el cual se basa exclusivamente en la observación de los precios y volúmenes de transacción de las operaciones bursátiles, permitiendo a los inversores anticipar los movimientos del mercado. En el trabajo desarrollado se han abordado, mediante lógica borrosa, los siguientes elementos de los que se compone un sistema de inversión:

- **Sistema de trading.** Se han implementado sistemas capaces de predecir el comportamiento futuro del mercado, indicando el momento oportuno para la compra o venta de acciones. Los sistemas propuestos para esta predicción financiera incluyen:
 - o Sistemas de trading basados en indicadores técnicos.
 - o Sistemas de trading basados en velas japonesas. Concretamente se han abordado dos tipos de sistemas de trading con velas japonesas:
 - Aprendizaje perezoso usando el método k-NN.
 - Aprendizaje basado en el conocimiento del experto.

- **Sistema de gestión del riesgo y gestión del capital.** Se han desarrollado sistemas de gestión de capital que utilizan la información borrosa proporcionada por las salidas de los sistemas inteligentes de trading implementados. Dicha información se utiliza como entrada al sistema de gestión de capital, a modo de grado de incertidumbre obtenida en la predicción, permitiendo así graduar el riesgo asumido en cada operación. Este campo se presenta como innovador y es una importante aportación de la tesis debido a la escasez de literatura científica al respecto.

De la investigación y el desarrollo de los diferentes sistemas descritos anteriormente, y a diferencia de otros estudios, se ha obtenido además una aproximación metodológica de los sistemas enumerados anteriormente. Esto permite a los inversores no restringirse a la aplicación de los sistemas implementados en la presente tesis, sino poder adaptar sus propios sistemas mediante los modelos inteligentes propuestos. Para ello, además de los procesos concretos desarrollados, se plantea el mismo procedimiento para aplicar la lógica borrosa a la adaptación de otros sistemas de inversión, a pesar de sus diferencias técnicas o conceptuales. Dichos procesos abarcan desde el estudio de las variables necesarias y su incorporación al modelo borroso, hasta la interpretación de las salidas para su uso en un sistema real de inversión, pasando por la borrosificación de variables de entradas o salidas, sistema de control borroso, entrenamiento, optimización, validación, etc.

El rendimiento de los sistemas borrosos propuestos se ha comparado con sistemas equivalentes basados en lógica clásica, con resultados satisfactorios en cuanto a obtener un sistema inteligente de decisión que produce mayores beneficios y disminuye el riesgo, acotando las pérdidas tanto sostenidas en el tiempo como pérdidas bruscas de capital. Todos los sistemas han sido validados con datos reales provenientes de diferentes mercados, ofreciendo una diversidad de situaciones a las que se puede enfrentar cualquier sistema de inversión en la realidad.

Abstract

Knowing when and how to invest in stock markets is a difficult decision to make by investors. Stock markets require knowledge, a thorough analysis of the markets and a great deal of experience. Today, there are a multitude of markets, different variables, indicators, patterns, etc. that need to be analyzed before making a financial decision in a short time interval. Because of this, investors use artificial intelligence techniques to alleviate this heavy workload that involves the analysis of these markets.

In this area, the present thesis focuses on the field of decision systems implemented by soft computing techniques, namely fuzzy logic. Due to the characteristics of the application scenario, it is presented as suitable and promises a great improvement over the classical trading systems. In particular, the technical analysis has been chosen, which is based exclusively on observing market prices and transaction volumes, allowing investors to anticipate market movements. In the work developed during the research, through fuzzy logic, the different elements of an investment system have been approached:

- **Forecasting system.** Systems capable of predicting the future behavior of the market, indicating the right moment for the purchase or sale of shares have been implemented. Systems proposed to forecast the market behavior include:
 - o Technical indicators-based trading systems.
 - o Japanese candles-based trading systems. Specifically, two types of trading systems based on Japanese candles have been addressed:
 - Lazy learning based on the k-NN method.
 - Learning based on expert knowledge.
- **Risk and capital management systems.** It has been developed capital management systems which take advantage of the fuzzy information provided by the outputs of the implemented trading systems. Such fuzzy information is used as input to the capital

management system, as a degree of uncertainty of the prediction, thus allowing the adjustment of the risk assumed in each operation. This field is presented as an innovation and an important contribution of the thesis, due to the scarcity of literature on the subject.

From the research and development of the different systems described above, and unlike most existing studies, a methodological approach has been obtained, allowing investors not to restrict themselves to the systems implemented in the thesis, but to be able to adapt their own systems applying the proposed models. That is, the proposed procedure can be followed to the adaptation of any investment systems, despite their technical or conceptual differences. The methodology ranges from the study of the necessary variables and their adaptation to the fuzzy model, to the interpretation of the outputs in a real investment system, and the fuzzyfication of the inputs and outputs variables, the fuzzy control system, training, optimization, validation, etc.

The performance of the proposed fuzzy systems has been compared to the equivalent standard one, with satisfactory results in relation to the benefits obtained and reduction of the risk by limiting losses over time and avoiding capital losses. All the intelligent systems have been validated with real data coming from different markets, under a diversity of situations so that any real investment system can be faced.

Introducción

Capítulo 1

1.1 OBJETIVOS	3
1.1.1 <i>Objetivos específicos</i>	3
1.2 ESTRUCTURA DE LA TESIS	5

Introducción

Debido a la variabilidad con la que se desarrollan los mercados y los factores que les afectan, las técnicas y análisis usados por los inversores también han tenido que evolucionar, lo que ha aumentado su complejidad. Desde hace unas décadas se están realizando muchos esfuerzos para mejorar la predicción del mercado de valores, aplicando diversas herramientas computacionales y nuevas técnicas como las provenientes de la inteligencia artificial, que están siendo una valiosa ayuda para desarrollar sistemas de decisión expertos para los inversores.

Como parte de estas estrategias bursátiles, el análisis técnico hace uso de herramientas matemáticas y estadísticas específicas para los mercados financieros, como por ejemplo, *Pro Real Time*, *Visual Chart*, *Metatrader*, etc., para ayudar a los inversores a decidir sobre el momento óptimo para iniciar y cerrar las operaciones. Si bien estos enfoques tradicionales han servido a este propósito en cierta medida, nuevas técnicas surgidas del campo de la inteligencia artificial han irrumpido para analizar la información financiera que cada vez es más amplia y compleja. Esto viene motivado por las características de los mercados bursátiles, que han sido definidos como sistemas caóticos, dinámicos, complejos y no lineales, e incluso pueden volverse muy volátiles. De hecho, una característica común que describe todos los mercados es su alto grado de incertidumbre.

Existen distintas técnicas computacionales que han sido aplicadas a los mercados bursátiles; algunas de ellas tienen en común el tratar de modelar y optimizar el conocimiento del experto y aplicarlo a los mercados, es decir, se parte de una base consolidada, fundamentada en los años de experiencia de desarrollo de teorías y análisis de los mercados; otras, sin embargo, excluyen esta información proveniente de los expertos y se basan en técnicas de aprendizaje automático que pretenden extraer el conocimiento directamente de los datos.

Dentro de los sistemas que tratan de modelar el conocimiento del experto, la lógica borrosa es una de las técnicas de la inteligencia artificial más extendida, debido a la gran capacidad que posee para emular la manera en la que el hombre razona. Además el escenario del mercado de valores reúne todos los requisitos para que el empleo de la lógica borrosa resulte plausible, como es su alta complejidad y alta no linealidad, no existen modelos matemáticos precisos que resuelvan el problema, y está repleto de términos que modelan el conocimiento que no están estrictamente definidos, es decir, son imprecisos y a menudo varían según la fuente consultada y el estilo de inversión empleado. Por todo ello, la lógica borrosa proporciona un enfoque adecuado para tratar con todos estos factores intrínsecos al escenario, como prueban algunos estudios, entre otros los de Zhou y Dong (2004), Paris et al. (2006), Gradojevic y Gençay (2013), Govindasamy y Thambidurai (2013), etc., por citar algunos ejemplos.

Sin embargo, a pesar de estos avances aplicados al análisis técnico, muchos inversores siguen utilizando sistemas fundados en herramientas convencionales. Ello es debido a varios motivos, como la complejidad y el conocimiento necesario para afrontar y desarrollar estos sistemas, o la rigidez y la concreción con la que se plantean y aplican a un sistema específico de inversión, lo que hace que los inversores tengan que adaptarse a dichos sistemas, en vez de ser los sistemas los que se adapten al estilo de inversión que ellos quieren.

Por lo tanto, a lo largo de la investigación de esta tesis, un objetivo planteado ha sido el aplicar la lógica difusa o borrosa (*fuzzy*) que, como se ha comentado, resulta apropiada para este tipo de escenarios. Además es fácilmente comprensible y sencilla, ya que no conlleva un alto conocimiento técnico ni una gran capacidad de carga de computación. Como consecuencia, se ha estudiado la aplicación de la lógica borrosa sobre diversos sistemas de inversión empleados usualmente por los inversores, los cuales están basados en indicadores técnicos y en velas japonesas. Las ventajas que aporta el empleo de la lógica borrosa a este tipo de sistemas son, por un lado, que permite una mejora significativa en el modelado del conocimiento, reflejando la incertidumbre y, por consiguiente, permitiendo una mejora en la gradación de la inversión; y por otro, permite obtener sistemas en los cuales la evolución de la inversión tiene unas propiedades más deseables, lo que conlleva acotar el riesgo y tener un crecimiento sostenido de beneficios, que en lo posible, limite o atenúe las pérdidas.

Como resultado de la aplicación de la lógica borrosa a los diversos sistemas de inversión planteados en esta tesis se puede extraer una aproximación metodológica, permitiendo la adaptación de otros sistemas de inversión mediante lógica difusa, y con ello no limitando el ámbito de aplicación a los sistemas propuestos sino extendiéndolo a cualquier estilo de inversión.

De este modo, los inversores pueden modelar su propio proceso de inversión, no entendiéndose éste como exclusivamente un sistema de trading para predecir el futuro comportamiento de los mercados, sino entendiéndolo como un sistema completo de inversión, que según Chande (2001), consiste en tres bloques principales: (i) reglas para entrar y salir del mercado, (ii) control de riesgos, y (iii) administración de dinero. Uno de los principales vacíos con respecto a este concepto es que, con independencia de las técnicas de computación

empleadas, bien no abarcan la totalidad de estos bloques, o bien se tratan de forma inconexa. Por este motivo, una de las principales aportaciones de esta tesis es el uso de la lógica borrosa como nexo común, permitiendo la interconexión de dichos bloques, de tal forma que las salidas proporcionadas por cada bloque son usadas como entrada del siguiente, aprovechando la información ofrecida por los sistemas inteligentes. Así, como resultado del bloque que nos indica las reglas y salidas del mercado, el sistema proporciona un grado de certeza sobre la predicción mediante su salida borrosa, que servirá como entrada para calcular el volumen del capital a invertir, y por tanto, del riesgo que se desea asumir en función de dicho grado de certeza.

La aproximación metodológica propuesta se ha concretado, como se ha comentado anteriormente, en el modelado de diversos sistemas mediante lógica borrosa. Para probar su utilidad se ha validado utilizando simulaciones realistas y se han comparado con sistemas equivalentes basados en lógica clásica. Para medir y comparar su rendimiento se han usado los diversos indicadores estadísticos propios de los sistemas de inversión.

1.1 Objetivos

El objetivo principal de esta tesis es la implementación de sistemas inteligentes de inversión, concretamente, aprovechar las ventajas que proporciona la lógica borrosa para desarrollar sistemas de decisión que ayuden al inversor en las operaciones bursátiles.

- Se pretende demostrar las ventajas (se detallan en los objetivos específicos) que aporta el empleo de la lógica borrosa en la implementación de sistemas de inversión en comparación con los sistemas tradicionales usados actualmente. Para la consecución de este objetivo será necesario: la implementación de sistemas tradicionales análogos a los propuestos, validación de ambos tipos de sistemas en un escenario real que permita la caracterización ante las diversas situaciones posibles que se les puedan presentar, y el establecimiento de un método objetivo de comparación. Con todo ello, será posible obtener y presentar al inversor las ventajas y desventajas que cada tipo de sistemas posee, sirviendo como soporte a la toma de decisión.

1.1.1 Objetivos específicos

1. Uso de la lógica borrosa para modelar el conocimiento experto en un sistema de inversión.
 - La intención es trasladar el conocimiento experto a un sistema implementado con técnicas de *soft computing*, en particular la lógica borrosa. Se pretende demostrar las ventajas que ofrece modelar el conocimiento experto mediante esta técnica.
2. Obtener sistemas con un mayor grado de interpretación, facilitando su uso por los inversores.
 - Este objetivo deriva directamente del objetivo general marcado en esta tesis. Es debido a que, con independencia de las características del

comportamiento obtenido con la implementación de sistemas basado en lógica borrosa, una de las ventajas que se obtiene de forma directa en la aplicación de la lógica difusa en los sistemas de inversión es un mayor grado de interpretación, por un lado en el traslado y modelado del conocimiento experto, y por otro, en la posibilidad que ofrece esta técnica de *soft computing* de explicar y razonar la decisión tomada.

3. Mejorar las propiedades de los sistemas de inversión (disminuir el riesgo y la obtención de un crecimiento sostenido de beneficios).
 - Se pretende mejorar las dos principales características de los sistemas de inversión. Debido a su aparente naturaleza opuesta, muchos sistemas planteados en otros trabajos se basan en mejorar uno de los aspectos, descuidando como consecuencia el otro. Es por ello, que el objetivo específico perseguido trata de buscar un punto en el que se consiga una mejoría en ambos aspectos, intentando maximizar la tasa obtenida de beneficios con un acotamiento del riesgo asumido.
4. Obtener una aproximación metodológica que permita el modelado de sistemas de inversión mediante la lógica borrosa.
 - Se busca establecer un procedimiento común que permita su aplicación en otros sistemas de inversión no implementados en esta tesis. Con ello, el inversor podrá modelar su sistema de inversión mediante la lógica borrosa con independencia de su tipología.
5. Implementar sistemas de inversión de distintas tipologías, concretamente indicadores técnicos y velas japonesas, como soporte a la decisión para apoyar la toma de decisiones en los mercados bursátiles.
 - Se pretende cubrir las principales tipologías de sistemas de inversión para corroborar la utilidad del empleo de la lógica borrosa en este escenario, caracterizando su comportamiento (debilidades, fortalezas, límites en la aplicación,...), y como concreción particular de la aproximación metodológica general planteada como objetivo.
6. Obtener mediante el modelado con lógica borrosa, sistemas de inversión con un comportamiento más estable a lo largo del tiempo y para todo tipo de mercados.
 - Uno de los principales inconvenientes que poseen los sistemas tradicionales de inversión es la necesidad de una optimización continua para conseguir que el sistema implementado no se encuentre en un estado desfasado en relación a la constante variabilidad y fluctuación del mercado y, por tanto, que permita conseguir unos resultados satisfactorios. Por este motivo, cuando los sistemas tradicionales se encuentran desfasados respecto al mercado producen resultados drásticamente adversos. Por ello se pretende conseguir, mediante el procedimiento propuesto, sistemas más estables en dos aspectos: en primer lugar, que permita ejecutarse en una gran variedad de mercados, obteniendo resultados aceptables a pesar de no estar optimizados específicamente para dicho mercado y, por otro lado, que una vez el sistema

- sea inicialmente ajustado, produzca resultados válidos, aunque no óptimos, el mayor tiempo posible, permitiendo que la optimización sea más espaciada.
7. Uso de la lógica borrosa para recoger la progresividad en la salida según el grado de certidumbre de las entradas.
 - Se pretende conseguir un sistema completo de inversión, en el cual, sus componentes sean conexas entre sí mediante la información que proporciona la lógica borrosa aplicada a dichos componentes o subsistemas.
 8. Comparación de los sistemas de inversión implementados mediante lógica borrosa frente a los sistemas basados en lógica clásica en escenarios reales.
 - La intención perseguida es comprobar las ventajas de los sistemas propuestos en un plano no sólo teórico, sino mediante datos reales, como validación de los mismos, permitiendo la comparación con sistemas tradicionales análogos. De este modo, permite observar el comportamiento de ambos sistemas en situaciones reales y, además, permite observar cómo las debilidades de los sistemas tradicionales son cubiertas por los sistemas basados en lógica borrosa.

Como resumen, los objetivos planteados en esta tesis se basan en la exploración de las posibilidades que posee el empleo de la lógica borrosa en este escenario de aplicación, permitiendo establecer una aproximación metodológica general que sirva como procedimiento para la implementación de futuros sistemas de inversión basados en lógica difusa. Dentro de las posibilidades que ofrece se pone especial interés en el estudio de una de ellas, que raramente es explorada: como medio para la unificación de los diversos subsistemas de los que se compone en sistema completo de inversión. Con ello se consigue modelar el sistema de razonamiento que tradicionalmente hace un inversor ante los resultados obtenidos a la salida de dichos subsistemas. Debido a que se busca mostrar las ventajas que posee la implementación mediante lógica borrosa frente a sistemas tradicionales, ambos sistemas son analizados con datos reales provenientes de diferentes mercados de modo que el usuario pueda tener caracterizado y modelado su comportamiento.

1.2 Estructura de la tesis

La presente tesis doctoral se presenta en formato publicaciones. En la normativa de la Universidad Complutense de Madrid se contempla que se podrán presentar tesis doctorales en formato publicaciones, entendiéndose como tal las tesis constituidas básicamente por publicaciones editadas o aceptadas para su publicación. Dichas publicaciones recogen los resultados que han sido obtenidos en diferentes trabajos de investigación desarrollados con el fin de alcanzar el objetivo fijado para la realización de la tesis.

En nuestro caso las contribuciones que componen este trabajo han sido refrendadas con su publicación y presentación en diferentes revistas y congresos de ámbito nacional e internacional, habiendo sido ratificados tras los correspondientes rigurosos procesos de selección.

Previamente se exponen, tras esta introducción, un capítulo dedicado al estado del arte y a los fundamentos teóricos, tanto de las técnicas de la Inteligencia Artificial aplicadas, fundamentalmente la lógica borrosa o difusa, como de los conceptos relacionados con la bolsa y las transacciones bursátiles que son el ámbito del trabajo. Posteriormente se realiza una discusión integradora de las publicaciones asociadas a la tesis seguida de un capítulo con las conclusiones y trabajos futuros.

Para finalizar, se indica la bibliografía consultada durante la investigación y por último se presenta un capítulo donde se editan las publicaciones asociadas a la tesis.

Estado del arte

Capítulo 2

2.1 NECESIDAD Y TÉCNICAS DE LA IA APLICADAS AL ANÁLISIS TÉCNICO	10
2.1.1 <i>Lógica borrosa en el análisis técnico</i>	12
2.2 INDICADORES TÉCNICOS Y LÓGICA BORROSA.....	12
2.3 SISTEMAS DE TRADING BASADOS EN VELAS JAPONESAS Y LÓGICA BORROSA .	13
2.4 SISTEMAS DE GESTIÓN DE CAPITAL MEDIANTE LÓGICA BORROSA.....	14

Estado del arte

En finanzas, la hipótesis de la eficiencia del mercado (EMH, *Efficient Market Hypothesis*) establece que los mercados financieros son eficientes desde el punto de vista informativo, es decir, los precios de las acciones existentes siempre incorporan y reflejan toda la información relevante. En consecuencia, es imposible para los inversores comprar acciones infravaloradas o vender acciones con precios inflados. La única forma en la que un inversor puede potencialmente obtener beneficios más altos es asumir más riesgo al realizar sus inversiones.

En otras palabras, la serie temporal de los rendimientos de los activos especulativos es "imprevisible". Algunos autores, como por ejemplo Timmermann y Granger (2004), han estudiado en profundidad las implicaciones de la EMH y ofrecen orientación sobre el tipo de enfoques de predicción que puede funcionar en los mercados financieros. Sin embargo, reconocen que se espera que los nuevos métodos de predicción financiera sólo ofrezcan beneficios a corto plazo, ya que si estos métodos se utilizan de forma masiva, su información puede incorporarse a los precios y dejarán de tener éxito. Esta frustrante perspectiva no ha desalentado a los investigadores y profesionales en la búsqueda de poder predecir el comportamiento de los mercados bursátiles, aunque dichas predicciones sean para un corto período de tiempo.

A pesar de estudios que indican que las reglas de inversión basadas en el análisis técnico no son tan rentables a pesar de su uso generalizado después de su éxito inicial, como se muestra en (Bajgrowicz y Scaillet, 2012), donde se revisó el éxito histórico aparente de las reglas técnicas de inversión sobre los precios diarios del índice *Dow Jones Industrial Average* desde 1897 a 2011, demostraron que un inversor nunca habría podido seleccionar las reglas futuras que obtendrían el mejor rendimiento, y se llegó a resultados que ponen seriamente en duda el valor de las reglas técnicas de inversión utilizados para los primeros períodos. El debate sobre la

rentabilidad de estos sistemas sigue abierto. Por ello desde su comienzo hasta la actualidad no han dejado de revisarse y mejorarse.

2.1 Necesidad y técnicas de la IA aplicadas al análisis técnico

Tanto los sistemas financieros, como los más complejos usados en la actualidad, tienen en común el intentar predecir el comportamiento futuro de los mercados. Todos estos enfoques para la elaboración de un sistema de decisión vienen apoyados por diversos análisis que demuestran la rentabilidad de las reglas técnicas de inversión. Como se ha comentado anteriormente, existen estudios que demuestran que las reglas técnicas de inversión son rentables, es decir, que los índices bursátiles no tienen un patrón aleatorio y que es posible predecir su comportamiento, como por ejemplo los planteados en (Lo y Mackinlay, 1988), donde encontraron una correlación positiva en los retornos de mercados estadounidenses, europeos y japoneses, así como en sus estudios posteriores (Lo y Mackinlay, 1997, 2011). Otros autores también encontraron evidencias de correlaciones positivas en diferentes mercados, como las indicadas en (Conrad y Kaul, 1988, 1989; Brock et al., 1992), donde este último trabajo fue ampliado en (Sullivan et al., 1999) mediante un estudio pormenorizado de la validez de un conjunto de veintiséis reglas de trading durante cien años en el mercado Dow Jones; por citar algunos ejemplos. En (Gencay, 1998a) también se comprobó que un enfoque más complejo que combina modelos no paramétricos con estrategias técnicas proporciona ganancias más significativas en comparación de las estrategias basadas en “comprar y retener” (*B&H*). Gencay (1998b) demostró que incluso las reglas de inversión más simples podrían aprovechar la ineficiencia del mercado y llevar a inversiones rentables, y más recientemente en Vasileiou (2014).

Sin embargo, debido a la constante evolución de los mercados y al aumento de la complejidad de los mismos, los inversores han recurrido a las técnicas provenientes de la Inteligencia Artificial (IA) para mejorar y optimizar sus sistemas de inversión. La predicción de los mercados bursátiles ha sido y sigue siendo uno de los principales desafíos para los inversores debido a la naturaleza de la información a tratar y a la complejidad del escenario de trabajo, altamente no lineal, con incertidumbres y datos que varían con el tiempo. En este sentido las técnicas de computación han servido de inmejorable ayuda para predecir el comportamiento de los mercados, que han ido evolucionando a la par que lo hacían los sistemas bursátiles.

Además, el aumento de los métodos de la inteligencia artificial en las últimas décadas conlleva la aparición de enfoques más sofisticados para la predicción de los mercados de valores. Como resultado, las propuestas inteligentes como la optimización con algoritmos genéticos (Allen y Karjalainen, 1999; Bodas-Sagi et al., 2012), modelos no lineales basados en redes neuronales (White, 1988; Vanstone y Finnie, 2010), y basados en la lógica borrosa (Zhou y Dong, 2004; Lee et al., 2006) se han convertido en herramientas populares entre los inversores.

Algunos enfoques combinan diferentes metodologías, incluso métodos híbridos, para predecir. Por ejemplo, un modelo inteligente de toma de decisiones de inversión en un solo paso

mediante la aplicación de redes neuronales borrosas (*neurofuzzy*) y la inteligencia de enjambre (*swarm intelligence*). Concretamente, Atsalakis y Valavanis (2009) recopilaron más de 100 artículos publicados que se centran en técnicas neuronales y neuro-borrosas (*neurofuzzy*), aplicadas a la predicción del mercado de valores. A través de estos artículos, mostraron que las técnicas de *Soft Computing* son ampliamente aceptadas para estudiar y evaluar el comportamiento de los mercados bursátiles. De manera similar, Krollner et al. (2010) presentaron un estudio reciente sobre técnicas de aprendizaje automático e inteligencia artificial usadas para pronosticar los movimientos de la bolsa.

Otro ejemplo de método híbrido se puede encontrar en el trabajo de Simutis y Masteika (2004), el algoritmo de optimización de enjambres de partículas se aplicó para la selección de la mejor red neuronal para decisiones de inversión futuras. De manera similar, Bagheri et al. (2014) presentaron un método inteligente híbrido para pronosticar series temporales financieras. Su metodología combinó transformada *wavelet* para la descomposición completa de las series temporales como entradas de un sistema de inferencia borroso basado en una red adaptativa y, al mismo tiempo, la optimización mediante enjambre de partículas de comportamiento cuántico para ajustar las funciones de pertenencia del sistema de inferencia neurofuzzy adaptativo. Esta combinación de técnicas también aparece en (Hadavandi et al., 2010) con un enfoque integrado de sistemas genéticos borrosos y redes neuronales artificiales (en particular, la red de mapas auto-organizados) para la construcción de un sistema experto que predice los precios de mercado.

Otro ejemplo que combina la teoría de conjuntos aproximados (*rough sets*) y algoritmos genéticos para la predicción de las acciones de la bolsa se muestra en (Lam et al., 2001; Cheng et al., 2016), donde los autores propusieron un sistema de temporización del mercado bursátil integrando un algoritmo genético con un sistema experto borroso. El algoritmo genético se utilizó para optimizar la selección de las reglas borrosas de inversión y los pesos de estas reglas. En esta línea, Kuo et al. (2001) incorporaron no sólo los índices técnicos (factores cuantitativos), sino también los factores cualitativos (es decir, el conocimiento de expertos del mercado de valores) en una red neural borrosa basada en algoritmos genéticos para desarrollar la base de conocimiento de las reglas de inferencia, que pueden medir el efecto cualitativo en el mercado.

Además, algunas técnicas de aprendizaje automático se han introducido en este tipo de análisis para predecir la evolución futura de los mercados. Algunas utilizan redes neuronales (Hadavandi et al., 2010), otras realizan diferentes análisis para la predicción (Cheng et al., 2016), donde se apoyan en el análisis fundamental, o incluso hacen una previsión de precios de las acciones aplicando máquinas de vectores de soporte (*SVM, Support Vector Machines*) (Kumar y Thenmozhi, 2006; Cao et al., 2012), entre otras. Otros trabajos aplican diferentes técnicas de reconocimiento de patrones a las velas clásicas, como en (Chmielewski et al., 2015), donde se aplica k-NN, o en (Chmielewski et al., 2016), donde los autores usan agrupaciones basadas en k-medias.

Los estudios anteriormente citados, han servido para reforzar la idea de continuar analizando el mercado con el apoyo de las técnicas de computación inteligente; así como otros estudios recientes en (Wang y Wang, 2015; Ravichandra y Thingom, 2016; Wan et al., 2016).

Un estudio muy interesante y actual, se encuentra en (Roy et al., 2014b), en el cual se realiza una comparativa sobre la aplicación de *Soft Computing*, *Data-mining* y *Swarm Intelligence* para la predicción del mercado de valores, y concluye que una combinación de técnicas repercute en una mejora en los sistemas de trading, además, producto de esa mejora es el hecho de utilizar técnicas que puedan modelar el comportamiento y el conocimiento humano.

2.1.1 Lógica borrosa en el análisis técnico

Anteriormente a los trabajos recopilados de Roy et al. (2014b), ya existían estudios que indicaban que en particular la lógica difusa permitía una mejora significativa para el análisis financiero como, por ejemplo, (Zhou y Dong, 2004), en el cual se introdujo la lógica difusa en el análisis técnico para la detección automática de patrones mejorando significativamente el juicio del experto. Además, pudo responder a preguntas que se hacían otros estudios que consideraban el análisis técnico útil a nivel informativo pero se planteaban su rentabilidad (Lo et al., 2000) indicando que el beneficio aportado por el uso de la lógica borrosa a este tipo de análisis permitía discernir, según el valor de la función de pertenencia, entre qué patrones excluir y aquellos que incluir en sistema de inversión, produciendo como consecuencia, un sistema rentable. A raíz de los resultados obtenidos con estos estudios y unido al hecho de la propia naturaleza del escenario de aplicación, no lineales, no bien definidos y con información imprecisa, la lógica difusa se consolida como una de las técnicas más apropiadas de utilizar.

En este apartado se abordará el estado del arte de la lógica difusa aplicada a los sistemas de trading basados en indicadores técnicos, a los sistemas basados en velas japonesas y a la gestión del capital.

2.2 Indicadores técnicos y lógica borrosa

Los estudios de lógica borrosa basados en indicadores técnicos suelen centrarse en el análisis de algún tipo de indicadores, entre el amplio abanico que ofrece la literatura, como los definidos en (Colby, 2004), o incluso, algunos inversores técnicos prefieren crear sus propios indicadores, bien de creación propia o por combinación de los existentes, para apoyarse en la toma de decisiones, Otros trabajos proponen versiones borrosas de indicadores técnicos para controlar la incertidumbre que surge debido a la posible imprecisión, incompletitud y falta de fiabilidad de los propios indicadores técnicos. Por ejemplo, Dourra y Siy (2002) aplicaron la borrosificación de indicadores técnicos y reglas para generar señales de compra, venta y retención. Concretamente borrosificaron tres indicadores: la tasa de cambio ROC (*Rate Of Change*), el momento estocástico y el indicador de soporte/resistencia de un número determinado de sesiones. A continuación se estableció un conjunto de reglas borrosas y una defuzzyficación de las salidas borrosas proporcionadas por la aplicación del conjunto de reglas sobre dichos indicadores. Sin embargo, posteriormente, se establecieron dos estrategias

diferenciadas, una basada en rendimiento del sistema y otra basada en el riesgo, tratadas con lógica clásica, utilizando la información proporcionada por las salidas borrosas simplemente para establecer distintas acciones (compra, venta o retención). Gradojevic y Gençay (2013) combinaron el promedio móvil estándar y las estrategias de filtro con la metodología de control difuso, lo que se tradujo en una mayor rentabilidad. En particular se realizaron hipótesis sobre tres tipos de estrategias en base a la volatilidad: estrategias tradicionales de trading, estrategias de trading basadas en lógica borrosa y estrategias de *Buy&Hold* (comprar y retener). Posteriormente, a tenor de los resultados obtenidos, se corroboraron las hipótesis en función de la estrategia seleccionada, sin embargo al no incluir la volatilidad como entrada al sistema borroso (sólo la incluyeron como filtro en las hipótesis) no pudieron establecer una relación entre la rentabilidad de las reglas borrosas y la volatilidad. Escobar et al. (2013) crearon su propio indicador difuso que utiliza como entradas la aversión al riesgo del inversor y la información de mercado como la rentabilidad y la volatilidad de los precios de las acciones, mientras que las salidas son las señales de compra y venta. Más recientemente, podemos encontrar trabajos donde se borrosifican indicadores propios para predecir el precio del mercado Nasdaq-100 (Lincy y John, 2016). Particularmente, en este trabajo, se utilizaron 4 indicadores: riesgo, rentabilidad, volatilidad y ganancias por acción EPS (*Earnings per Share*). Sobre ellos se construyó un sistema de inferencia borroso basado en un conjunto de reglas tipo Sugeno, el cual proporciona el nivel de aceptación de cada decisión. A continuación, se establecieron tres estrategias, utilizando lógica clásica, para determinar qué acciones tomar en el mercado (comprar, vender o retener) basadas en tres umbrales determinados por el valor de la salida borrosa.

Todos estos trabajos muestran la gran aceptación que tienen los sistemas de inversión basados en indicadores técnicos los cuales han sido modelados con lógica borrosa. Sin embargo, a pesar de esta amplia acogida, muchos de los estudios se centran y focalizan en un determinado tipo de indicadores, no siendo extrapolable los métodos indicados en los mismos a otros, o bien aplican la lógica borrosa a una parte del sistema de trading, no pudiéndose considerar como un sistema completamente borroso.

2.3 Sistemas de trading basados en velas japonesas y lógica borrosa

Además de los sistemas de trading basados en indicadores técnicos, existen otros que se basan en un análisis gráfico. Los basados en gráficos (*charting*) utilizan un reconocimiento visual, buscando patrones en las series temporales de los precios del mercado. A diferencia de los sistemas basados en indicadores técnicos, donde se obtiene la dirección de los precios, se identifican los puntos óptimos de entrada y salida del mercado o se determinan la tendencia a largo plazo, los sistemas basados en gráficos identifican patrones, para predecir así el comportamiento de los mercados bursátiles.

Dentro de los sistemas basados en gráficos, existen los que se basan en el estudio de series temporales asistidos por lógica borrosa como el de Zhou y Dong (2004) que usaron una representación difusa de las series temporales para buscar algunos de los patrones conocidos

por los inversores. Sin embargo, el uso de velas japonesas se ha extendido rápidamente para este tipo de análisis debido, entre otros motivos, a su simplicidad de representación, interpretabilidad, y a una considerable reducción de dimensionalidad por el número considerablemente menor de datos. Ejemplos de ello se encuentran en Lee et al. (2006) quienes propusieron una representación difusa de velas japonesas; Kamo y Dagli (2009) presentan dos modelos basados en reglas difusas, y el segundo de ellos usa patrones de velas para reconocer la fuerza de las condiciones del mercado, ambos funcionan con unos sencillos patrones de velas y reglas estándar *if-then* basadas en la lógica difusa; Lan et al. (2011) definen velas japonesas mediante lógica borrosa para calcular puntos de cambio de tendencias en los mercados, Roy et al. (2014a) realizan una predicción de la tendencia futura del mercado utilizando el patrón *Hammer* (basado en velas japonesas) y una base de reglas difusas con un mecanismo de inferencia borrosa; y Marszalek y Burczyński (2014) utilizaron un modelo autorregresivo basado en velas ordenadas borrosas (*Ordered Fuzzy Candlesticks*, OFC) que les permitió modelar la incertidumbre asociada a la información del mercado y obtener más información sobre el movimiento de los precios en un intervalo de tiempo, obteniendo una notable mejora respecto al modelo autorregresivo clásico.

Un trabajo muy inspirador fue el desarrollado por Lee et al. (2006), donde se propuso y desarrolló un sistema de ayuda a la decisión basado en patrones de velas difusas. Los autores modelaron las distintas partes en las que se puede descomponer una vela japonesa (cuerpo, sombra superior y sombra inferior) mediante lógica borrosa utilizando un sistema porcentual. En Linares et al. (2009) los autores generaron una primera identificación de patrones básicos basados en velas borrosas para, posteriormente, realizar una identificación de patrones complejos identificados por secuencias establecidas de patrones básicos y un análisis de la tendencia. Roy et al. (2012) también han investigado el enfoque difuso de velas japonesas. Ellos desarrollan un sistema de reconocimiento para dos patrones de velas japonesas, concretamente *U-Turn* y *Engulfing*, creando modelos para las velas blancas y negras, y clasificándolas según el tamaño de la vela. Debido a que los diferentes inversores tienen diferentes interpretaciones de un mismo patrón, Lee (2009) amplió su trabajo para modelar diferentes partes de una vela con variables lingüísticas difusas.

Como ha quedado patente, la lógica borrosa también ha encontrado un importante hueco dentro de este análisis, aunque muchos de los estudios se centran en la aplicación de la lógica difusa a la construcción de un conjunto de reglas borrosas, usando velas japonesas clásicas, y modelan el proceso con lógica difusa, es decir, aplican reglas difusas para extraer conocimiento de ellos.

2.4 Sistemas de gestión de capital mediante lógica borrosa

En los apartados anteriores se han analizado los diferentes sistemas de trading. Sin embargo, la predicción del comportamiento del mercado (incluyendo el valor, la dirección, la volatilidad o las señales para operaciones de entrada y salida) es sólo un aspecto de un sistema de inversión. Los sistemas de inversión son principalmente sistemas de apoyo y soporte a las decisiones, que

transforman los pronósticos en órdenes de compra/venta para explotar la rentabilidad de los mercados financieros. Es sorprendente encontrar tan pocas aplicaciones basadas en técnicas de *soft computing* dedicadas a la gestión de capital. El control de riesgos es la estrategia que se puede utilizar para proteger las operaciones comerciales. Las estrategias más simples son las órdenes *stop-loss* y *take-profit*, que generalmente se ajustan de acuerdo con la volatilidad del mercado. Otro aspecto importante de los sistemas de inversión es que deben administrar el capital de una manera eficiente. Diferentes estrategias son utilizadas por los inversores para determinar la cantidad apropiada de dinero a invertir cada vez: el criterio de Kelly, (Kelly, 1956; MacLean et al., 2011), la f-óptima, (Vince, 1990) y la relación fija (*fixed-ratio*) (Jones, 1999) que serán explicadas posteriormente.

Sin embargo, a pesar de que el uso de la lógica difusa en las reglas de inversión se ha explorado con éxito en algunos trabajos para representar la incertidumbre inherente a las señales de compra o venta, y para incorporar el conocimiento del experto, su uso en la gestión del capital no está tan explotado. De hecho, en la mayoría de los trabajos dedicados a la gestión del capital se realiza de forma clásica. Excepciones las podemos encontrar en (Gradojevic y Gençay, 2013) donde se realiza una combinación de la cadencia del mercado y el volumen de la orden realizada para reducir la incertidumbre de las estrategias técnicas de negociación, producida por los errores cometidos en las predicciones realizadas por los indicadores técnicos. En (Vince y Wing-Long, 2014) se propone un enfoque con lógica difusa que identifica y categoriza el rendimiento de las reglas técnicas a través de distintas regiones de tendencia y volatilidad, donde se prioriza dinámicamente las regiones de mayor rendimiento, adaptando las políticas de gestión de capital. Concretamente en la gestión de capital, se toma un número determinado de operaciones pasadas como entradas y se infiere el riesgo respecto a dos variables, la expectativa de retorno y la volatilidad.

Otros trabajos estudian diversos aspectos de los sistemas de inversión utilizando la lógica difusa, como por ejemplo en la gestión de la cartera de valores (aunque esto está fuera del ámbito de esta tesis); concretamente, en (Man-chung et al., 2002) se introduce un sistema inteligente de gestión de cartera de valores basado en un sistema de lógica borrosa optimizada por algoritmos genéticos, que cubre la selección de valores en función de la aversión al riesgo de los inversores basándose en diferentes variables borrosas como son: dividendos por acción (DPS), ganancias por acción (EPS), ratio de ganancias por precio (P/E), el rendimiento (medido como el dividendo entre las ganancias), retorno del capital empleado (ROCE) y el ratio actual (medido como el ratio entre el activo y pasivo actuales).

Los estudios anteriormente comentados muestran la importancia de aplicar las técnicas de la inteligencia artificial a otros aspectos de los sistemas de inversión, no exclusivamente a los sistemas de trading. Sin embargo, el reducido número de publicaciones de estos sistemas basados en lógica difusa, unido con los buenos resultados obtenidos, muestran un interesante campo de investigación.

Fundamentos teóricos de la lógica borrosa

Capítulo 3

3.1 CONJUNTOS BORROSOS	20
3.2 FUNCIONES DE PERTENENCIA	22
3.3 INFERENCIA BORROSA.....	23
3.4 FUZZYFICACIÓN, EVALUACIÓN DE LAS REGLAS Y DEFUZZYFICACIÓN	24

Fundamentos teóricos de la lógica borrosa

La teoría de lógica borrosa o difusa (*fuzzy logic*) fue introducida por Loffi A. Zadeh en (Zadeh, 1965), siendo profesor de Ingeniería Eléctrica en la Universidad de Berkley, y desde esa fecha se ha desarrollado como una herramienta potente para modelar sistemas no lineales, y aprender de los datos haciendo uso de determinados algoritmos de aprendizaje.

La teoría de conjuntos borrosos parte de la teoría clásica de conjuntos, donde la función de pertenencia al conjunto se define como un número real entre 0 y 1. Así se introduce el concepto de conjunto o subconjunto borroso asociado a un determinado valor lingüístico, definido por una palabra, adjetivo o etiqueta lingüística A . Para conjunto o subconjunto borroso se define una función de pertenencia $\mu_A(t)$, que indica el grado en que la variable t está incluida en el concepto representado por la etiqueta A . Como puede verse en la figura 1, para el valor lingüístico “*estatura_de_persona*” podrían definirse tres conjuntos borrosos, cada uno identificado por una etiqueta, $\{Bajo, Medio, Alto\}$, y con una función de pertenencia $\{\mu_{Bajo}(t), \mu_{Medio}(t), \mu_{Alto}(t)\}$, situadas en la figura a la izquierda, centro y derecha, respectivamente (trapezoidal en este caso).

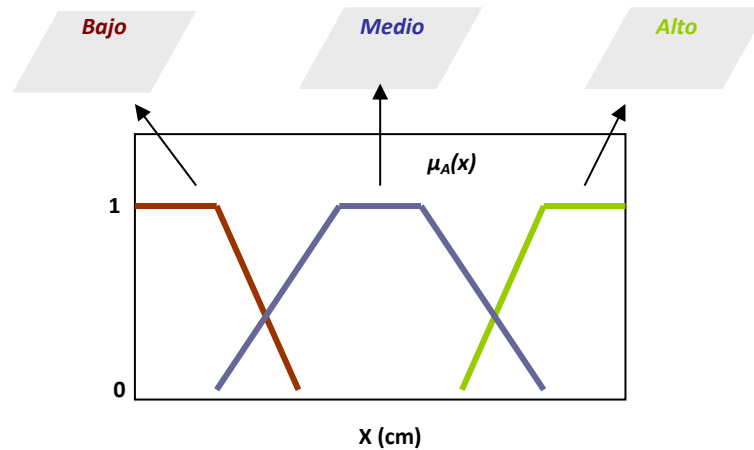


Figura 1. Ejemplo de conjuntos borrosos para la variable estatura

Los conjuntos borrosos permiten agrupar objetos o sucesos por el valor de una cierta magnitud; por ejemplo, las personas por su altura. Así, si se define un conjunto clásico de las personas de estatura baja como las que miden menos de 1,65 metros, resulta que alguien de 1,64 metros es bajo, mientras que alguien de 1,66 no lo sería. Esta descripción que proporciona la teoría clásica de conjuntos no resulta plenamente satisfactoria ya que su estatura sólo se diferencia en 2 cm. Sin embargo, para este caso, una descripción en términos de conjuntos borrosos resultaría más adecuada, por ejemplo, definiendo los términos bajo, medio y alto, y definiendo mediante funciones de pertenencia, que al variar de forma continua en el rango de 0 a 1 (como se aprecia en la figura anterior), indicarían si una persona es baja (valor en torno a 1,0 para la etiqueta bajo), baja tirando a media (por ejemplo, el valor 0,6 y 0,4 para medio), ... etc.

3.1 Conjuntos borrosos

En los conjuntos clásicos un elemento está incluido completamente en él o no lo está en absoluto. Esta situación puede describirse asignando un 1 a todos los elementos incluidos en el conjunto y un 0 a los no incluidos. A la función que asigna estos valores se denomina función de inclusión o pertenencia (*membership function*).

Sea U un conjunto de objetos, por ejemplo, $U = \mathfrak{R}^n$, que se denomina universo de discurso. En términos matemáticos, un conjunto borroso F en U queda caracterizado por una función de inclusión μ_F que toma valores en el rango $[0,1]$, es decir, $\mu_F: U \rightarrow [0,1]$; donde $\mu_F(u)$ representa el grado en el que $u \in U$ pertenece al conjunto borroso F . Esto representa una generalización del concepto clásico de conjunto (abrupto), en el que la función de pertenencia toma solamente los valores 0 ó 1; por el contrario, para un conjunto borroso, la función de

pertenencia puede tomar también valores intermedios. En la figura 2 se puede apreciar una comparativa de funciones de inclusión de conjuntos clásicos y borrosos para edad adulta. Si se observa la gráfica, una persona de 25 años, en términos clásicos, habría que definirla como adulta; en términos borrosos podría decirse que se incluye con aproximadamente un 0,5 al conjunto de edad adulta.

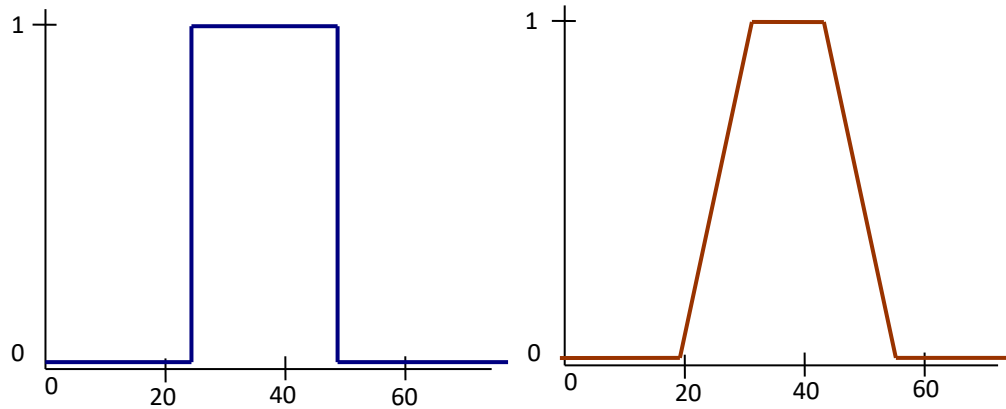


Figura 2. Funciones de pertenencia de conjunto clásico (izquierda) y conjunto borroso (derecha) para edad adulta.

Dado un cierto conjunto borroso F , se definen los siguientes términos. El soporte es el conjunto (clásico) de todos los valores de U para los que $\mu_F(u) > 0$. Los puntos de cruce son aquellos valores para los que $\mu_F(u) = 0,5$. Se dice que un conjunto borroso es de tipo singleton si su conjunto soporte es de un solo valor.

Asimismo, se denomina conjunto α -corte, F_α , de un conjunto borroso F , al conjunto clásico de todos los puntos de U para los que se cumple $\mu_F(u) > \alpha$. Por otro lado, se dice que un conjunto borroso está normalizado si el máximo de su función de pertenencia es 1. Obviamente, un conjunto borroso puede normalizarse multiplicando su función de pertenencia por un coeficiente fijo para que sea de tipo normalizado.

En la figura 3 se muestran los términos descritos anteriormente:

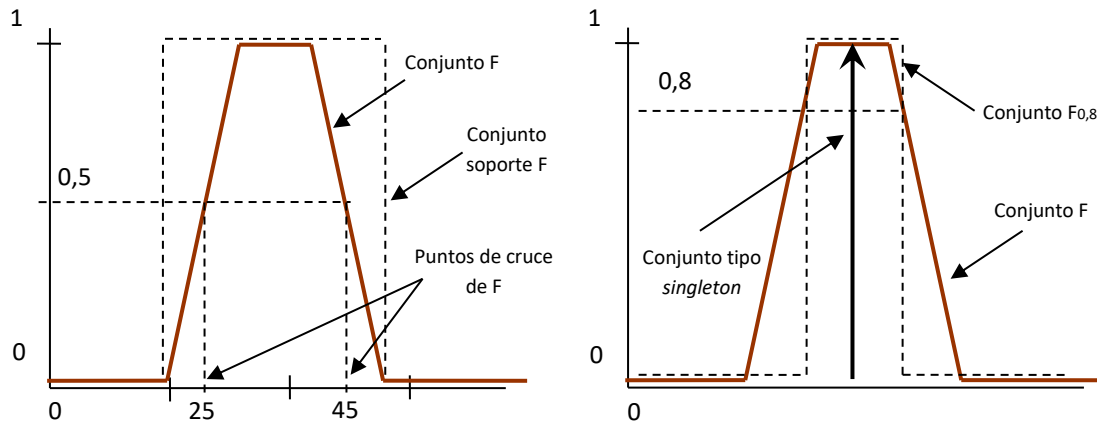


Figura 3. Términos relativos a los conjuntos borrosos

3.2 Funciones de pertenencia

Un conjunto borroso consiste en un conjunto de pares ordenados $F = \{(u, \mu_F(u)) / u \in U\}$. Como ya se ha comentado, el valor de la función de pertenencia $\mu_F(u)$ indica el grado en que el elemento u del dominio U está incluido en el concepto representado por la etiqueta F . Para la definición de estas funciones de pertenencia se utilizan ciertas formas estándar. Las más frecuentes son la función de tipo trapezoidal, singleton, triangular, S , exponencial y tipo π .

En la implementación de este trabajo se usará, la función de tipo triangular y trapezoidal. La función triangular de tipo T puede definirse como:

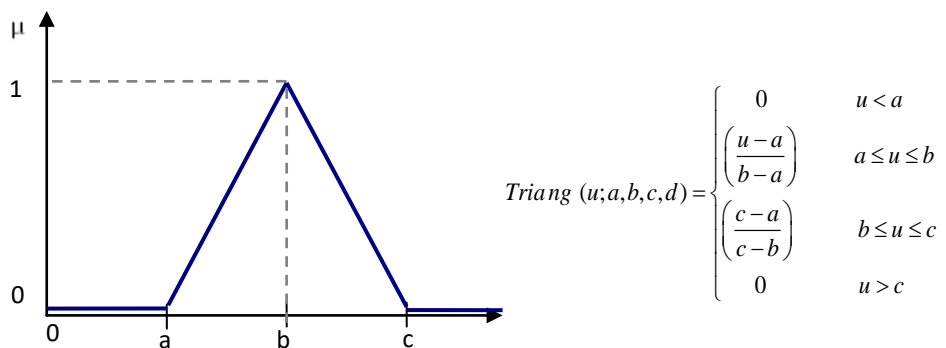


Figura 4. Función de tipo T (triangular)

Esta función es adecuada para modelar propiedades con un valor de inclusión distinto de cero para un rango de valores estrecho entorno a un punto b .

3.3 Inferencia borrosa

Se llaman sistemas de inferencia borrosa (FIS) a los que interpretan las reglas de tipo *if-then* de una base de reglas borrosa, con el fin de obtener los valores de salida a partir de los actuales valores de las variables lingüísticas de entrada. En un sistema borroso las reglas del tipo Mamdani se interpretan como una implicación borrosa de $F_1^l \cdot \dots \cdot F_n^l \rightarrow G^l$ en $U \times V$, con $U \equiv U_1 \cdot \dots \cdot U_n \subset \mathfrak{R}$. Si llamamos A' a la entrada en U del sistema de inferencia borrosa, cada regla l define un conjunto borroso B^l en V utilizando la composición $Max - *$ (RoS):

$$\mu_{B^l}(y) = \sup_{x \in U} \left[\mu_{F_1^l \dots F_n^l \rightarrow G^l}(x, y) * \mu_{A'}(x) \right]$$

Fórmula 1. Definición de conjunto borroso utilizando composición Max-*

Por tanto, si expresamos la base de reglas borrosa tipo Mamdani como relaciones $A \rightarrow B$, existen diferentes interpretaciones para la implicación borrosa como son el mínimo, el producto, *Max - min*, Booleana y regla de Goguen. Dado que, como se verá en capítulos posteriores, en este trabajo se utilizará la regla del *Max - min*, tan sólo se definirá dicha implicación borrosa, que es como se muestra a continuación:

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = \max \{ \min [\mu_A(x), \mu_B(y)], 1 - \mu_A(x) \}$$

Fórmula 2. Implicación borrosa por la regla Max-min

Para concluir, la salida final de un dispositivo de inferencia borrosa puede consistir en:

- a) M conjuntos borrosos B^l , con $l = 1, 2, \dots, M$, cada uno de los cuales es el resultado de aplicar la entrada A' a cada una de las M reglas de la base de reglas.
- b) Un único conjunto borroso B' , que es la unión de los M conjuntos borrosos B^l calculado según:

$$\mu_{B'}(y) = \mu_{B^1}(y) \dot{+} \dots \dot{+} \mu_{B^M}(y)$$

Fórmula 3. Unión de M conjuntos borrosos BI

- c) M escalares, y^l , con $l = 1, 2, \dots, M$, si las reglas son del tipo Sugeno, cada uno de los cuales es el resultado de aplicar la entrada A' a cada una de las M reglas de la base de reglas.

3.4 Fuzzyficación, evaluación de las reglas y defuzzyficación

El borrosificador establece una relación entre valores de entrada analíticos (“*crisp*”) $x = (x_1, \dots, x_n)^T$, y sus correspondientes valores en los conjuntos borrosos en U (las variables procedentes del exterior serán, en general, valores no borrosos, y habrá que borrosificarlas previamente). Se pueden utilizar diversas estrategias de fuzzyficación:

- 1) **Borrosificación singleton.** Es el método de más utilizado, principalmente en un sistema de control, y consiste en considerar los propios valores discretos como conjuntos borrosos. Es decir, para cada valor de entrada x se define un conjunto A' , con función de pertenencia $\mu_{A'}(x')$, de modo que $\mu_{A'}(x) = 1$, ($x' = x$) y $\mu_{A'}(x') = 0$, para todos los otros $x' \in U$ en los que $x' \neq x$.
- 2) **Borrosificador no singleton.** En este método de borrosificación se utiliza habitualmente una función exponencial del tipo campana, centrada en el valor x de entrada, de anchura σ y amplitud α .

$$\mu_{A'}(x') = \alpha \cdot \exp \left[- \left(\frac{x' - x}{\sigma} \right)^2 \right]$$

Fórmula 4. Función exponencial para borrosificador no singleton

Las reglas borrosas combinan uno o más conjuntos borrosos de entrada, llamados antecedentes o premisas, y les asocian un conjunto borroso de salida, llamado consecuente o conclusión. Los conjuntos borrosos de la premisa se asocian mediante conjuntivas lógicas como *y*, *o*, etc. Una regla típica, de tipo *if-then*, para un sistema de control sería “Si error es positivo_pequeño y derivada_de_error es negativo_pequeño entonces acción es positiva_pequeña”, que se suele expresar abreviadamente mediante expresiones del tipo “Si E es PP y dE es NP entonces U es PP”.

Las reglas borrosas permiten representar el conocimiento del que se dispone sobre la relación entre antecedentes y consecuentes. Para expresar este conocimiento de forma completa normalmente se precisa de varias reglas, que se agrupan formando lo que se conoce como una base de reglas.

La base de reglas se puede representar bien como una tabla, o bien como una memoria asociativa borrosa o FAM (*Fuzzy Associative Memory*). Las FAM son matrices que representan el consecuente de cada regla para cada combinación de entradas. Las FAM permiten realizar una representación gráfica clara de las relaciones entre variables lingüísticas de entrada y la variable lingüística de salida, pero requiere que se indique explícitamente todas las reglas que se pueden formar las variables de entrada. Cuando el número de conjuntos de cada una de las particiones de entrada crece las FAM se hacen difícilmente manejables. Es posible también definir FAM de más de dos dimensiones, pero su tamaño aumenta rápidamente. En su lugar se

suele trabajar con varias FAM de dimensión dos, para así definir subconjuntos de reglas que asocien las entradas de dos en dos en la base de reglas general.

Formalmente, una base de reglas borrosa es una colección de reglas $R^{(l)}$ con el formato:

$$R^{(l)} : \text{if } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l \text{ then } y \text{ is } G^l$$

Fórmula 5. Definición formal de base de reglas borrosa tipo Mamdani

Donde F_i^l y G^l son conjuntos borrosos en $U_i \subset \mathfrak{R}$, y $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in U$ e $y \in V$ son variables lingüísticas. Este formato de reglas se conoce como borroso puro o de tipo Mamdani, por ser quien primero las propuso en 1974 para realizar un controlador borroso que estabilizará un sistema entorno a su punto de trabajo. Otro formato frecuente para las reglas es el llamado de tipo Sugeno. En este caso la función de salida es una combinación lineal de las variables de entrada, o en un caso más general, una función genérica de las variables de entrada.

$$R^{(l)} : \text{if } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l \text{ then } y^l = f^l(x)$$

Fórmula 6. Definición formal de base de reglas borrosa tipo Sugeno

Los sistemas borrosos descritos con n entradas y una sola salida y , se conocen como MISO (*Multiple Input Single Output*), mientras que los que tienen varias salidas (de 1 hasta k) se conocen como MIMO (*Multiple Input Multiple Output*).

En los sistemas implementados en esta tesis se utilizan bases de reglas tipo Mamdani.

El desborrosificador es la función que transforma un conjunto borroso, normalmente salida de un sistema de inferencia borroso, en un valor no borroso. Para esta tarea se utilizan diversos métodos:

- a) **Desborrosificador por máximo**, definido como

$$y = \arg \sup_{y \in V} (\mu_{B^l}(y))$$

Fórmula 7. Desborrosificador por máximo

Es decir, y es el punto de V en que $\mu_{G^l}(y)$ alcanza su valor máximo, donde $\mu_{B^l}(y)$ está definido según la unión de los B^l de salida.

b) **Desborrosificador por media de centros**, definido como:

$$y = \frac{\sum_{l=1}^{M-1} \bar{y}^l (\mu_{B^l}(\bar{y}^l))}{\sum_{l=1}^M (\mu_{B^l}(\bar{y}^l))}$$

Fórmula 8. Desborrosificador por media de centros

donde \bar{y}^l representa el centro del conjunto borroso G^l (definido como el punto de V en el que $\mu_{G^l}(y)$ alcanza su valor máximo), y $\mu_{B^l}(y)$ está definido por la fórmula 7.

c) **Desborrosificador por centro de área**, definido como:

$$y = \frac{\sum_{l=1}^M M^l(\mu_{B^l}(\bar{y}^l))}{\sum_{l=1}^M A^l(\mu_{B^l}(\bar{y}^l))} = \frac{\sum_{l=1}^M \int_V \mu_{B^l}(\bar{y}^l)^2 dy M^l(\mu_{B^l}(\bar{y}^l))}{\sum_{l=1}^M \int_V \mu_{B^l}(\bar{y}^l) dy}$$

Fórmula 9. Desborrosificador por centro de área

Donde M^l es el momento (en torno al eje y del universo de discurso de la salida V) de la función de pertenencia del conjunto borroso G^l y A^l es el área.

Estos métodos de desborrosificación son los empleados para obtener el valor de salida no borrosa de un sistema de inferencia borrosa que utiliza reglas de tipo Mamdani.

Fundamentos teóricos sobre bolsa

Capítulo 4

4.1 TÉCNICAS UTILIZADAS EN EL ANÁLISIS TÉCNICO	31
4.1.1 <i>Indicadores técnicos</i>	31
4.2 ANÁLISIS BASADOS EN GRÁFICOS	43
4.2.1 <i>Series temporales</i>	43
4.2.2 <i>Velas japonesas</i>	44
4.3 GESTIÓN DEL CAPITAL.....	48
4.3.1 <i>La f-óptima</i>	48
4.3.2 <i>Fórmula de Kelly</i>	51
4.3.3 <i>Fixed fraction</i>	52
4.3.4 <i>Fixed-Ratio</i>	54
4.3.5 <i>Regla del 2%</i>	55
4.4 MEDIDAS DEL RENDIMIENTO DE UN SISTEMA DE TRADING.....	55
4.5 PRINCIPALES HERRAMIENTAS SOFTWARE PARA EL ANÁLISIS TÉCNICO	56
4.6 SISTEMA DE ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN EN EL ANÁLISIS TÉCNICO: BACKTESTING	57

Fundamentos teóricos sobre bolsa

El mercado de valores se puede definir como un conjunto de instituciones y agentes financieros que negocian los distintos tipos de activos (acciones, fondos, obligaciones, etc.) a través de los instrumentos creados específicamente para ello. Su objetivo fundamental es la de captar parte del ahorro personal y empresarial para conseguir un punto de financiación extra para las empresas, como ocurre por ejemplo en la emisión de nuevas acciones. Los mercados de valores pretenden ayudar en cierta medida al movimiento de capitales, contribuyendo así a la estabilidad monetaria y sobre todo a la financiera.

Actualmente existen dos métodos principales de análisis financiero, el análisis fundamental y el análisis técnico. El primero de ellos, cuyo pionero fue Benjamin Graham (Graham y Good, 1934), busca entender y valorar las empresas a partir de sus datos económicos (contables y financieros), es decir, realizan un estudio exhaustivo de las empresas y así determinar el momento preciso para invertir.

Según Graham y Good (1934), el análisis fundamental consta de las siguientes fases, de la más general a la más particular:

- Análisis político y macroeconómico: es el nivel más general y trata de entender la situación geopolítica, tanto nacional como internacional, que puede afectar a los mercados. En esta fase se analizan factores como el crecimiento del Producto Interior Bruto (PIB), el Índice de Precios al Consumo (IPC), tipo de cambio, demanda interna/externa, política fiscal, tasa de paro, etc.
- Análisis sectorial: en esta fase se pretende determinar la salud de los sectores económicos e identificar aquellos que sean más favorables a medio y largo plazo. Para ello se analizan factores como la competencia exterior, grado de madurez del sector y su ciclo de vida, márgenes de operación, etc.

- Análisis empresarial: en esta última fase se incluye el análisis empresarial, económico y financiero de la empresa. Se analizan aspectos como el análisis del mercado, precios de venta, calidad, importación y exportación, la diversificación, balances y ratios, cuentas de resultados, cash-flow, etc.

Básicamente lo que busca el análisis fundamental es la capacidad que posee la empresa para generar beneficios en el futuro, por lo que realiza un exhaustivo análisis de la empresa y su entorno.

Debido a la imposibilidad de obtener toda la información, ya que los mercados financieros se han ido convirtiendo, cada día más, en sistemas complejos influenciados por muchos factores económicos, políticos y psicológicos interrelacionados, y están caracterizados por no linealidades inherentes, fue surgiendo el análisis técnico, asentado en las teorías desarrollada por Charles H. Dow (Rhea, 1938) y Stansbury (1938). Los analistas técnicos se basan en no creer necesaria la información proporcionada por el análisis fundamental, ya que dicha información siempre queda reflejada en la evolución del precio de los mercados, y por tanto, es el propio mercado el objeto de sus análisis.

En este tipo de estudios, el inversor pretende obtener posiciones recomendadas de compra y/o venta, basándose en el análisis histórico de los mercados, y observando su evolución. Dicho de otro modo, mediante el estudio de la información del comportamiento de los mercados es capaz de predecir tendencias futuras, sin tener en cuenta el análisis de los activos que se negocian en dichos mercados. Para ello se valen de dos principios:

- El mercado lo cuenta todo, es decir, todo viene reflejado en el precio.
- Un comportamiento pasado se volverá a repetir en un futuro.

Una de las grandes diferencias entre ambos sistemas de análisis de mercados es que si en el análisis técnico se establece que el precio y el valor son lo mismo, es decir, el precio de una compañía viene determinado por el precio de sus acciones, y éste varía según la ley de la oferta y la demanda, por el contrario en el análisis fundamental el precio y el valor son dos aspectos diferentes, y esta diferencia es debida a que el mercado no identifica fielmente el potencial de la empresa, infravalorando o sobrevalorando el precio que posee.

La ventaja que posee el análisis técnico frente al fundamental es que es objetivo, debido al hecho de que es precisamente el precio el objeto analizado, y por tanto, un dato objetivo al cual se puede tener acceso en tiempo real en cualquier parte del mundo. Sin embargo, el análisis fundamental realiza una valoración subjetiva de la empresa y diferirá dependiendo de los analistas que la realicen. Otra ventaja es que la información resultado del análisis técnico es en tiempo real, mientras que la dada por el análisis fundamental suele llegar con retraso a los hechos relevantes que interfieren en los resultados. Por último, otra gran ventaja que posee el análisis técnico con respecto al fundamental es que éste permite realizar inversiones a corto plazo, con lo que el resultado de las inversiones se vería reflejado mucho más rápido que utilizando un análisis fundamental, el cual tiene como concepto la inversión a más largo plazo.

4.1 Técnicas utilizadas en el análisis técnico

El análisis técnico es el estudio del comportamiento del inversor y su efecto sobre el precio de los mercados, y es la modalidad utilizada mayormente por los inversores a corto y medio plazo. Lo utilizan para tratar de pronosticar los movimientos frecuentes y las oscilaciones diarias que presentan los pares de divisas del mercado, que representan las fluctuaciones entre la oferta y la demanda. Dicho de otro modo, el análisis técnico es el estudio de la información pasada del comportamiento del mercado con la finalidad de predecir tendencias futuras, independientemente del estudio de los activos que se negocian en ese mercado (a diferencia del análisis fundamental, que sí tiene en cuenta el estudio de dichos activos).

La Hipótesis de los Mercados Eficientes (HME), consiste en postular que los inversores valoran todos sus activos y títulos por su valor intrínseco u objetivo, en el sentido del precio de equilibrio, y en este sentido, dicho valor intrínseco se verá modificado por la nueva información que llegue al mercado, que, por definición, será impredecible, (Pilbeam, 2005). Por tanto, si se atiene a dicha hipótesis, la utilización de estas técnicas no conllevaría obtención de beneficios. Sin embargo, el análisis técnico está ampliamente extendido como método de predicción dentro de los profesionales del sector y existen números estudios que lo avalan.

Dentro del análisis técnico existen infinidad de técnicas, pero básicamente las dos ramas principales son los indicadores técnicos y las velas japonesas.

4.1.1 Indicadores técnicos

Los indicadores técnicos son fórmulas matemáticas y estadísticas que se aplican a series de precios y volúmenes con la intención de ayudar a tomar decisiones de inversión o a determinar los precios en determinadas fases o situaciones. De este modo se intenta eliminar la subjetividad del análisis chartista, que es aquel que se basa en analizar las formas de los gráficos.

Un sistema de trading está compuesto por un conjunto de indicadores técnicos, ya que cada uno de ellos proporciona un tipo de información determinada, y en su conjunto proporcionan la información para decidir la operación a realizar en el mercado. A continuación se muestran algunos de ellos, concretamente los empleados en la implementación de los sistemas de la presente tesis.

TR - True Range

El *True Range* (TR) es un indicador creado por J. Welles Wilder (Wilder, 1978) que intenta mostrar la volatilidad de un valor dado. El TR ofrece dos señales básicas:

- Los valores altos advierten de las cimas y valles del mercado (máximos y mínimos).
- Los valores bajos indican mercados oscilantes.

Por tanto, un prolongado período de valores bajos podría indicar una consolidación y el comienzo de un movimiento de continuación o de inversión. Los valores altos, por lo general, son el resultado de un avance sostenido o decadencia, y no es probable que se mantenga durante largos períodos de tiempo.

El valor del TR se obtiene como el máximo entre los siguientes:

- La diferencia entre el valor máximo y el valor mínimo actuales del precio.
- La diferencia absoluta entre el valor del máximo actual y el cierre de la sesión anterior.
- La diferencia absoluta entre el mínimo actual y el cierre de la sesión anterior.

Básicamente el cierre para la sesión anterior es sustituido por el mínimo actual, si es menor, o por el máximo actual si es mayor. Aunque por defecto se usa el valor del cierre, es posible usar otros valores como, por ejemplo, el valor de apertura.

Observando las tres posibilidades se puede deducir que si las dos últimas son mayores que el rango máximo-mínimo actual eso indica que ha habido un *“gap”* o movimiento límite.

En la figura 5 se puede apreciar un ejemplo con tres situaciones en las que el TR no usará el rango máximo-mínimo actual. Dos de los ejemplos muestran un amplio *“gap”* y los tres tienen un rango máximo-mínimo de la vela actual estrecho.

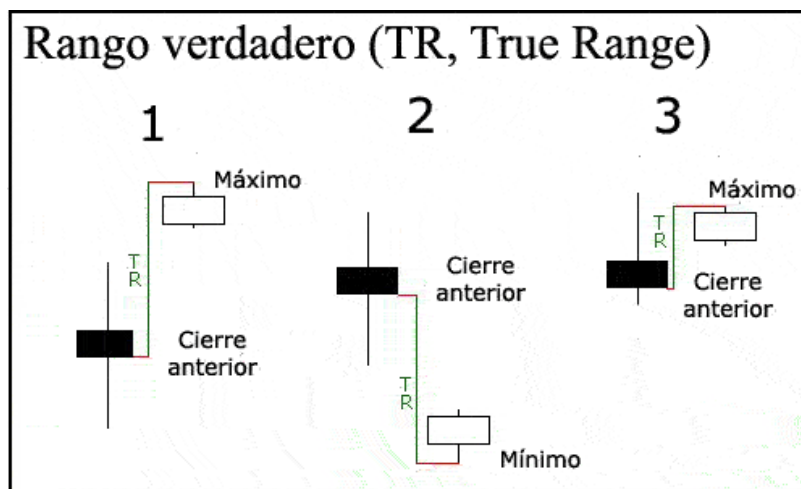


Figura 5. Ejemplo con tres situaciones del TR en la que no se usa el rango máximo-mínimo actual.

(Forex, 2017)

1. En la figura 5 (parte 1) se observa una formación con un rango máximo-mínimo pequeño tras un *gap* alcista. El TR es el valor absoluto de la diferencia entre el máximo actual y el cierre de la vela anterior, que es, en este caso, el valor más alto de entre las posibilidades que se ha descrito anteriormente.

2. En la parte 2 de la figura también hay un rango máximo-mínimo pequeño. Se observa un gap bajista. El TR es el valor absoluto de la diferencia entre el mínimo actual y el cierre anterior.
3. En la parte derecha de la figura (columna 3) se observa que el rango máximo-mínimo actual sigue siendo pequeño y, aunque el valor absoluto de la diferencia entre el máximo actual y el cierre anterior también es pequeño, es mayor que dicho rango.

Por tanto, el TR refleja la amplitud del movimiento que ha tenido lugar de forma mucho más realista que el simple rango máximo-mínimo. Si se toma, por ejemplo, el caso 1 de la figura 5, se puede apreciar como el rango máximo-mínimo parece pequeño cuando en realidad ha habido un movimiento mucho mayor que sí queda reflejado en el TR.

ADX - Average Directional index

El ADX o *Average Direccional Index*, que traducido es el Índice Direccional Medio, es un indicador técnico tipo oscilador que fluctúa entre 0 y 100, cuyo valor está basado en el rango de movimiento verdadero (TR, True Range). El ADX también fue desarrollado por Welles Wilder (Wilder, 1978) con el objetivo de obtener información sobre la fuerza de la tendencia actual del mercado para determinar si se está ante una situación de tendencia o de rango. Adicionalmente, el ADX también informa sobre la tendencia predominante del mercado a través de los indicadores de movimiento positivo/negativo (DI_+ y DI_-).

Al representar gráficamente este indicador se pueden ver tres líneas: (figura 6) la línea DI_+ (abreviación de *Positive Directional Indicator*), la línea DI_- (*Negative Directional Indicator*) y la línea ADX.



Figura 6. Ejemplo de señales con el ADX.
(Forex, 2017)

Cómo se ha comentado anteriormente, el ADX es un indicador que toma valores entre 0 y 100 aunque es importante señalar que lecturas sobre el nivel 60 se dan en raras ocasiones. Los valores de las distintas líneas que componen el ADX se pueden calcular como se detalla a continuación:

DI_+ (Positive Directional Indicator o Indicador Direccional Positivo): Es la línea del indicador de dirección positiva que mide la presencia de movimientos al alza. Su cálculo proviene de:

$$DI_+ = \frac{DM_+}{TR}$$

Fórmula 10. Fórmula del Indicador Direccional Positivo

Donde DI_+ es la suma de los movimientos en dirección positiva y el TR es el *True Range* (Rango Verdadero) para un período dado.

DI_- (Negative Directional Indicator): La línea DI_- mide la presencia de movimientos descendentes y se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$DI_- = \frac{DM_-}{TR}$$

Fórmula 11. Fórmula del Indicador Direccional Negativo

Donde DI_- es la suma de los movimientos negativos (descendentes) y TR es el *True Range* (Rango Verdadero) para un período dado.

Tanto para DI_+ como DI_- se utiliza un período de tiempo para su cálculo. Dicho período es normalmente de 14, el que fue el utilizado por Wilder en el desarrollo del ADX. No obstante, se puede y se debe probar con el período que más se adapte al activo analizado y a las condiciones del mercado predominantes.

ADX (Average Directional Index): Esta es la línea que da nombre al indicador y es la que se usará para determinar la fuerza de la tendencia actual. Su cálculo deriva de la división de la diferencia entre DI_+ y DI_- y la suma de ambos:

$$ADX = \frac{DI_+ - DI_-}{DI_+ + DI_-}$$

Fórmula 12. Fórmula de ADX

Cómo se puede deducir de las fórmulas expuestas, las líneas DI_+ y DI_- informan de la dirección de los movimientos del mercado, mientras que la línea ADX indica el estado del mercado: en tendencia o en rango.

Existirá tendencia alcista siempre que la línea DI_+ esté sobre la línea DI_- . Del mismo modo se dice que hay tendencia bajista cuando DI_- está sobre DI_+ . La señal de compra se dará cuando se produzca el cruce de abajo hacia arriba de DI_+ sobre DI_- . La señal de venta se origina con el cruce de abajo hacia arriba de DI_- sobre DI_+ . Nótese que en ambos casos el cruce se produce desde abajo hacia arriba. Esto es obvio si se piensa en el significado de cada línea, el DI_+ mide los movimientos ascendentes mientras que el DI_- mide los movimientos descendentes, por tanto la tendencia estará en la misma dirección que los movimientos de la línea con un valor mayor.

Otra información importante que proporciona el indicador ADX es la fuerza de las señales que da el cruce de las líneas DI_+ y DI_- . En general, si el ADX tiene un valor por encima de 25 se puede decir que hay movimientos amplios en el mercado, o en otras palabras, se puede considerar que la volatilidad es suficiente para tomar en consideración la señal de compra o venta pues el mercado no está en rango. Si el ADX está por debajo de 20 los movimientos que se producen son de corto recorrido por lo que las señales de tendencia no tienen mucha fuerza. Un valor del ADX por encima de 40 indica una tendencia fuerte, ya sea bajista o alcista. Resumiendo, si el ADX está por debajo de 25 se recomienda permanecer fuera del mercado, si está por encima de 25 se pueden tomar en consideración las señales generadas.

La figura 6 muestra un ejemplo de cómo el mercado se mueve en rango en el período comprendido entre las líneas verticales dibujadas en el ADX. El ADX (línea azul de la ventana inferior) se mantiene bajo el nivel 25 indicando movimientos direccionales cortos. Durante este período no se tienen en cuenta las señales producidas por el cruce de las líneas DI_+ (verde) y DI_- (rojo). Posteriormente, tras el cruce de DI_- sobre DI_+ , indicando tendencia a la baja, el ADX cruza el nivel 25 hacia arriba por lo que la tendencia va tomando mayor fuerza. Esta fuerza también viene indicada por el cruce hacia arriba del DI_- sobre el propio ADX. Al seguir avanzando el ADX sube sobre el nivel 40 y al poco tiempo cae indicando una posible frenada de la tendencia. Tras esta caída del ADX por debajo del nivel 40 el mercado tiene un movimiento más lateral.

SMA – Simple Moving Average

Este indicador consiste en el cálculo de una media aritmética de los últimos n precios de cierre, siendo n el número de períodos.

Para el cálculo del indicador SMA para un número n de sesiones previas se utiliza la siguiente fórmula:

$$SMA = \frac{P_M + P_{M-1} + \dots + P_{M-(n-1)}}{n}$$

Fórmula 13. Fórmula del SMA

Donde $p_M + p_{M-1} + \dots + p_{M-(n-1)}$ indican los precios de cierre.

Cuando se calculan sucesivos valores, un nuevo valor sustituye al valor anterior (el correspondiente a la sesión más antigua). Por tanto quedaría:

$$SMA_{hoy} = SMA_{ayer} - \frac{P_{M-n}}{n} + \frac{P_M}{n}$$

Fórmula 14. Fórmula del SMA (hoy)

El período seleccionado depende del tipo de movimiento de interés, tales como corto, medio o largo plazo. En términos financieros, las medias móviles pueden ser interpretadas como un apoyo en un mercado alcista, o la resistencia en un mercado a la baja.

En la figura 7 se puede ver como una SMA dibuja una línea suavizada del precio. Nótese también el retraso con el que reacciona el sistema al aumentar los periodos de cálculo y también cómo se puede tener una visión de la tendencia del mercado al dibujar varias medias móviles de distintos períodos.

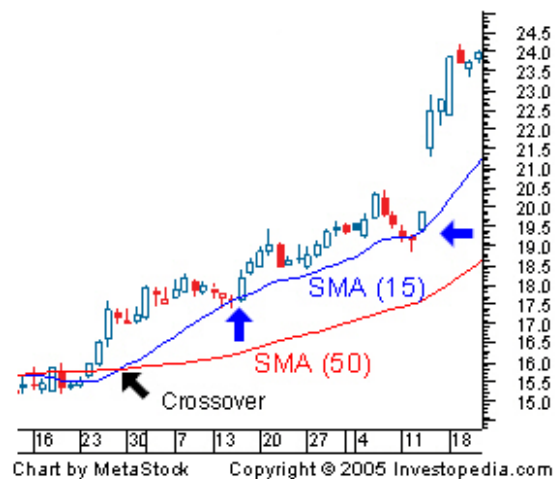


Figura 7. Ejemplo de dos curvas SMA, con diferente número de sesiones (15 para SMA corta o rápida y 50 para SMA larga o lenta).
(Investopedia, 2017)

Se puede observar que:

- A mayor periodo, mayor suavizado y reacción más lenta ante el movimiento del precio que es fácilmente identificable; la media móvil se aleja más del precio.
- Medias móviles más rápidas (menor período) sobre medias móviles más lentas (mayor período) indican un sentimiento del mercado alcista. En caso contrario indicarán una tendencia bajista.

MACD - Moving Average Convergence Divergence

La convergencia/divergencia de medias móviles (*Moving Average Convergence Divergence*, MACD) es uno de los indicadores más conocidos y usados en el análisis técnico de los mercados bursátiles. Es usado tanto para señalar la tendencia como para mostrar el ímpetu (momentum) del movimiento. Este indicador tiene tres componentes: el MACD, la Señal o *Signal*, y el histograma

El MACD es un indicador tipo oscilatorio que muestra la distancia entre una media móvil exponencial (EMA) rápida y una media móvil exponencial lenta. O lo que es lo mismo, muestra la convergencia/divergencia de dos medias móviles exponenciales.

$$MACD = EMA(rápida) - EMA(lenta)$$

Fórmula 15. Fórmula de la componente MACD

El primer término es un promedio rápido que es más sensible a los movimientos del precio a corto plazo y el segundo es un promedio a medio plazo

El segundo componente es la Señal o *Signal*, la cual corresponde al promedio móvil exponencial del MACD calculado anteriormente, y se utiliza como señal para iniciar o cerrar una posición. Un valor usual es tomar n como 9 sesiones. Su fórmula es:

$$Señal = EMA(n, MACD)$$

Fórmula 16. Cálculo de la componente Señal del indicador MACD

El tercer componente es el Histograma, que corresponde a la diferencia entre el MACD y la Señal, y sirve como indicador para iniciar o cerrar una posición. Su fórmula es:

$$\text{Histograma} = \text{MACD} - \text{Señal}$$

Fórmula 17. Cálculo de la componente Histograma

Una vez calculados los tres componentes del indicador MACD, la interpretación de dicho indicador se realiza como sigue:

- **MACD sobre 0:** El histograma tiene valores positivos e indica que la EMA rápida es mayor que la EMA lenta. Como ya se comentó en el apartado de las medias móviles, esto implica tendencia alcista.
- **MACD bajo 0:** Si la EMA rápida es menor que la EMA lenta, al hacer la diferencia el resultado tomará valores negativos quedando el MACD por debajo de 0. De forma análoga al caso anterior, la EMA rápida por debajo de la EMA lenta indica tendencia bajista.
- **Cruce del MACD del nivel 0:** Si el MACD cruza el nivel 0 de abajo hacia arriba, la EMA rápida ha pasado de ser menor que la EMA lenta a ser mayor, esto es, indica el cruce de las medias móviles y el cambio de tendencia de bajista a alcista. De igual forma, si el MACD cruza el nivel 0 de arriba hacia abajo, el cruce de la EMA rápida con la EMA lenta supone un cambio de tendencia de al alza a tendencia a la baja.

En la figura 8 se puede ver cómo se comporta el histograma. Para una mejor interpretación se han añadido las EMAs correspondientes sobre el gráfico.



Figura 8. Ejemplo de cruces de MACD con el nivel 0.
(Forex, 2017)

Además del componente MACD del indicador, los otros dos componentes también proporcionan información para su interpretación. Concretamente la componente Señal es una media móvil simple calculada sobre la diferencia de las móviles, es decir, una media móvil del valor del histograma. Por lo tanto, muestra el movimiento del histograma de una forma más suavizada y junto con el histograma se tiene una de las formas más comunes de tomar señales del MACD: el cruce del histograma y la línea señal. A continuación se verán ambos tipos de señales con más detalle.

Cruce de la línea de señal con MACD: la línea de señal, como se ha comentado, es una media móvil, por defecto de 9 periodos, sobre el MACD. El cruce de la línea de señal con el histograma informa de un posible cambio de tendencia de una forma más rápida que el cruce de las EMAs.

Por tanto se tendrán dos posibilidades:

- El cruce se produce en el sentido en el que el histograma se hace mayor que la línea de señal: indicaría una señal al alza.
- El cruce se produce en el sentido en el que el histograma se hace menor que la línea de señal: proporciona una posible señal de venta.

En la figura 9 se puede ver un escenario ideal con las señales de cruce de la línea de señal con MACD:

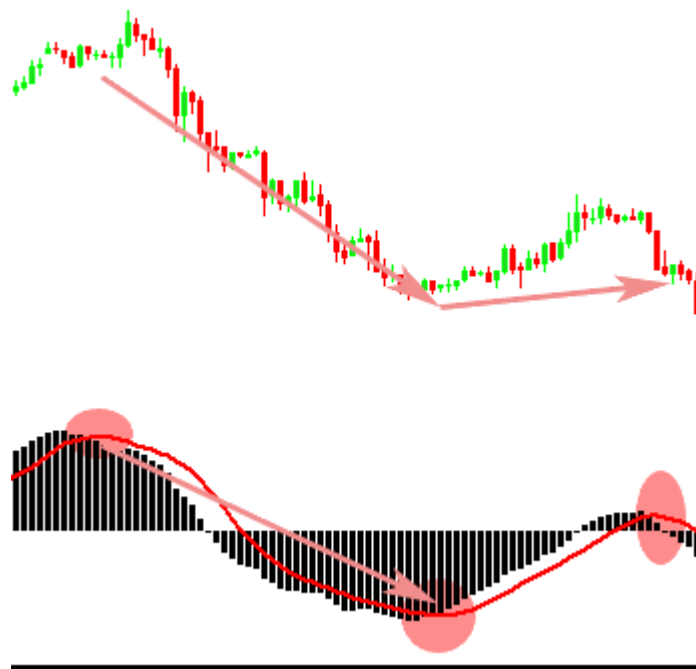


Figura 9. Ejemplo de cruces de MACD con el componente Señal.
(Forex, 2017)

Otras de las posibilidades que ofrece el indicador MACD para la predicción del comportamiento del mercado es utilizar sus divergencias alcista/bajista. Para ello se observan las diferencias entre mínimos o máximos consecutivos, respectivamente.

RSI - Relative Strength Index

El RSI es un indicador tipo oscilador que varía de 0 a 100 marcando zonas de sobrecompra y sobreventa. RSI son las siglas *Relative Strength Index*, Índice de Fuerza Relativa. Fue desarrollado por J. Welles Wilder (Wilder, 1978) y es uno de los osciladores más populares en el análisis técnico y de gran utilidad. Sus valores se obtienen por comparación de las ganancias (movimientos al alza) frente a las pérdidas (movimientos a la baja) de sesiones anteriores (14 es el período recomendado por Wilder).

El indicador RSI se calcula utilizando la siguiente fórmula:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}$$

Fórmula 18. Cálculo del indicador RSI

En donde para el período calculado se tiene que el RS es:

$$RS = \frac{Ganancia\ media}{Pérdida\ media}$$

Fórmula 19. Cálculo del componente RS

Se ha considerado la ganancia media como:

$$Ganancia\ media = \frac{(Ganancia\ media\ previa) \cdot (n-1) + Ganancia\ actual}{n}$$

Fórmula 20. Cálculo de la ganancia media

Y la pérdida media:

$$\text{Pérdida media} = \frac{(\text{Pérdida media previa}) \cdot (n-1) + \text{Pérdida actual}}{n}$$

Fórmula 21. Cálculo de la pérdida media

La primera ganancia media de la serie es la media aritmética de las n sesiones anteriores. Como para la ganancia, la primera pérdida media es la media aritmética de las n sesiones anteriores (siendo n el número de sesiones empleadas para el cálculo del indicador RSI).

Al igual que con el *Average True Range*, el cálculo es sensible a la cantidad de datos históricos de que se disponga, como se aprecia en la fórmula 21, el primer dato no se calcula del mismo modo que los siguientes. El primer cálculo del RS es una media aritmética de las ganancias o pérdidas totales mientras que los siguientes cálculos se realiza tomado la media anterior. Esta es la técnica de suavizado usada por Wilder en casi todos los indicadores que desarrolló.

De la fórmula del RS se deduce que cuando la ganancia media es mayor que la pérdida media el RSI aumentará, pues el ratio *ganancia/pérdida* es mayor que 1; mientras que el RSI disminuirá en el caso contrario ya que el cociente es menor a 1.

Una vez obtenido el RS se obtiene el RSI por conversión del resultado a escala 0 - 100. Hay que observar que en caso de que la pérdida llegue a ser cero el RSI es igual a 100 por definición.

Este indicador proporciona información sobre zonas de sobrecompra o sobreventa. Para poder interpretar dichas zonas, Wilder recomendó usar los niveles 70 y 30 como umbrales. Generalmente, si el RSI sube por encima de 30 desde abajo se considera que el instrumento operado está en fase alcista. Por el contrario, entrará en fase bajista si cae por debajo del nivel 70 desde arriba. Esto se debe a que si el RSI se encuentra por encima de 70 se dice que se está en sobrecompra y si el RSI está por debajo de 30 se estaría en sobreventa. En la figura 10 se puede apreciar un ejemplo de las dos situaciones comentadas.



Figura 10. Ejemplo de zonas de sobrecompra y sobreventa proporcionadas por el indicador RSI.
(Forex, 2017)

Otra forma de interpretar el indicador RSI, como en otros tantos osciladores, es analizar las divergencias Precio/RSI, tanto positivas como negativas. Entre el RSI y el precio se pueden generar señales de compra y venta.

- **Divergencia alcista:** ocurre cuando el precio hace un mínimo menor al mínimo anterior mientras que el RSI hace un mínimo mayor al mínimo anterior. La divergencia alcista es una señal de entrada en largo (compra).
- **Divergencia bajista:** se da cuando en el precio se observa un máximo mayor al máximo anterior y en el RSI se observa un máximo menor al máximo anterior. La divergencia bajista es una señal de venta.

En la figura 11 se puede apreciar un ejemplo de divergencia alcista. En este caso el precio registra mínimos sucesivamente menores (*lower costs*) mientras que el RSI se mueve al alza registrando mínimos sucesivamente mayores (*higher costs*).



Figura 11. Ejemplo de divergencia alcista.
(Forex, 2017)

4.2 Análisis basados en gráficos

Las formaciones chartistas o patrones de precios obedecen a la premisa del análisis técnico: “El mercado tiene memoria y la historia se repite”.

Son una serie de patrones que se repiten en toda la historia gráfica (en diferentes mercados y épocas y activos) y que, a través de ellos, es posible determinar con una cierta fiabilidad hacia dónde va a seguir la evolución en el precio.

Un chart es un gráfico en el que se representa la evolución de la cotización de un título o índice bursátil, de una divisa, de una materia prima, de un derivado financiero, de un fondo de inversión, etc.

A continuación se expondrán las dos formas que existen de analizar gráficamente un chart, que dependerá del sistema de representación elegido. El primero de ellos obedece al empleo de series temporales, que no ha sido objeto de esta investigación. El segundo utiliza un sistema de representación basado en velas japonesas, el cual se explicará más en detalle.

4.2.1 Series temporales

El sistema de representación mediante series temporales consiste en presentar en el eje vertical el precio de las acciones y el horizontal se utiliza como eje temporal, es decir, las

sesiones de negociación. Dependiendo de la cadencia con la que se obtengan los precios, los valores del eje horizontal podrán ser días, horas, ... Un valor comúnmente usado es 5 minutos como intervalo temporal (figura 12a).

Existen numerosos patrones basados en este sistema de representación, (Appel, 2005). A modo de ejemplo se citan algunos de ellos:

- **Patrones basados en triángulos:**
 - o Triángulo ascendente
 - o Triángulo descendente
- **Patrones basados en cuñas:**
 - o Tendencia alcista cuña descendente
 - o Tendencia bajista cuña ascendente
- **Patrones hombro-cabeza-hombro**
 - o Tendencia bajista hombro-cabeza-hombro
 - o Tendencia alcista hombro-cabeza-hombro invertido
- **Figuras horizontales (suelos y techos)**
 - o Tendencia alcista doble suelo
 - o Tendencia alcista triple suelo

4.2.2 Velas japonesas

Las gráficas de velas tienen su origen en los mercados de arroz japoneses que se remontan al siglo XVIII. En aquella época se comercializaba el arroz de forma física, es decir, si existía el arroz se producía su compra o venta. En 1710 comenzaron los mercados de futuro, en este caso, la promesa de una entrega de arroz en un tiempo futuro a cambio de unos cupones o contratos (arroz vacío). En aquel mercado, un comerciante de arroz (Munehisa Homma) que negociaba en Osaka escribió el primer libro sobre la psicología del mercado, siendo el pionero en el análisis técnico y considerado como el padre de las velas japonesas, que luego fueron ampliamente conocidas con Nison (1991).

En la figura 12 se puede apreciar las diferencias entre las dos representaciones, izquierda mediante una serie temporal y derecha mediante velas japonesas.



Figura 12. Representación mediante series temporales (a) y velas japonesas (b)

El sistema de representación mediante velas japonesas consiste en resumir la evolución del precio de las acciones durante una sesión en 4 parámetros: apertura (*open*), cierre (*close*), máximo (*high*) y mínimo (*low*), correspondiendo al precio con el que se inicia la sesión, el precio con el que se cierra, el máximo y mínimo alcanzados respectivamente. A partir de estos parámetros se pueden definir otros cuatro:

- **Cuerpo (*body*)**: rango en valor absoluto comprendido entre el valor de apertura y cierre de la sesión.
- **Sombra superior (*upper shadow*)**: rango en valor absoluto comprendido entre el precio máximo alcanzado (*high*) y el máximo entre la apertura o cierre (*open* o *close*).
- **Sombra inferior (*lower shadow*)**: rango en valor absoluto comprendido entre el precio mínimo alcanzado (*low*) y el mínimo entre la apertura o cierre (*open* o *close*).
- **Color de la vela**: si el precio de la apertura es inferior al del cierre, el cuerpo de la vela se marca como blanco (o verde); sin embargo, si el precio de la apertura es inferior al del cierre, el cuerpo de la vela se marcará en negro (o rojo).

En la figura 13 se pueden apreciar los distintos parámetros descritos de la vela.

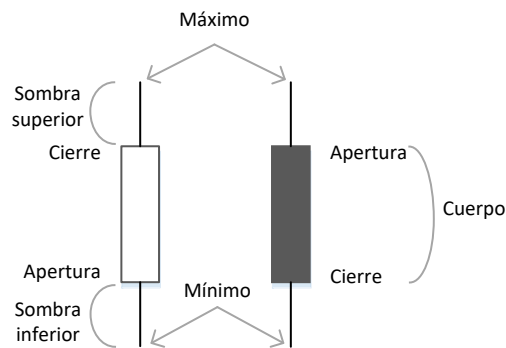


Figura 13. Partes y parámetros de una vela japonesa

Otro concepto básico que se aprecia en las velas japonesas, y que se utilizará posteriormente en algunos patrones, es el salto (*gap*) y consiste básicamente en la diferencia que existe entre el mínimo precio obtenido en la sesión pasada ($t - 1$) y el precio máximo de la sesión actual (t) para el caso del *gap* bajista (figura 14a), y viceversa para un *gap* alcista (figura 14b).

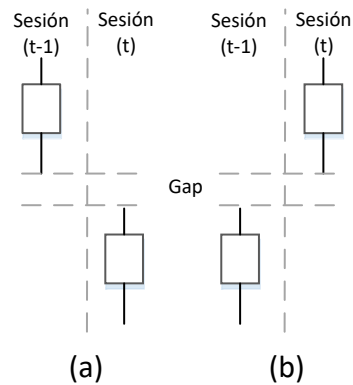


Figura 14. Representación de un gap bajista (a) y gap alcista (b)

Existen multitud de patrones basados en velas japonesas (Nison, 1991), pero se pueden clasificar en dos tipos: los denominados patrones simples, que se basan en las variaciones de las sombras y el cuerpo de las velas, y los complejos, que son aquellos que están formados por la combinación de varios tipos de velas o tipos de patrones.

A continuación se describen algunos ejemplos de patrones simples y complejos utilizados en la tesis.

Patrones simples:

- **Marubozu:** es representado sólo por el cuerpo de la vela, es decir, es aquel que no posee sombra superior ni inferior.
- **Hammer:** debe su nombre a la forma que posee de martillo (*hammer* en inglés), y se representa como una sombra inferior grande y un cuerpo pequeño situado en la parte superior de la vela, la cual no posee sombra superior o ésta es muy pequeña (figura 15b). Se trata de un patrón alcista inverso que se produce principalmente en la parte inferior de las tendencias de bajada. La formación *hammer* se crea cuando la apertura, máximo y cierre son aproximadamente el mismo precio. La larga sombra inferior es alrededor del doble de la longitud del cuerpo. Cuando el valor máximo y cierre son los mismos, se forma un patrón *hammer* alcista y se considera un patrón fuerte porque las operaciones alcistas fueron capaces de rechazar completamente a las bajistas, y además las alcistas pudieron empujar el precio, incluso pasando el precio de apertura. En cambio, cuando el valor de apertura y el máximo son los mismos, esta formación de martillo se considera menos alcista, pero aun así, alcista, ya que las operaciones alcistas fueron capaces de contrarrestar a las bajistas, pero no fueron capaces de traer el precio al precio de apertura. La sombra más larga del *hammer* implica que el mercado prueba a encontrar dónde están el soporte del precio de las acciones. Cuando se alcanza el soporte, el precio más bajo del día, las operaciones alcistas

comienzan a empujar los precios a valores más altos, cerca del precio de apertura. Este patrón a menudo significa el comienzo de una tendencia alcista.

Patrones complejos:

- **Kicking Bullish:** este patrón consiste en dos velas: primero un *Marubozu* negro y luego un *Marubozu* blanco. Después del *Marubozu* negro, el mercado se abre por encima de la apertura de la sesión anterior, creando un *gap* entre las dos velas (figura 15a). El patrón es una señal fuerte que muestra que el mercado tiene una futura tendencia alcista. El patrón aparece en una tendencia bajista y el primer día es un *Marubozu* negro que parece confirmar aún más tendencia bajista. Sin embargo, el día siguiente se abre en o por encima del valor de apertura del día anterior, causando un *gap*. El *gap* insta al mercado a tomar medidas y se convierte en un *Marubozu* blanco.
- **Piercing Line:** podría definirse como una señal de negociación técnica que está marcada por un día de cierre con un rango de negociación amplio, seguido por un *gap* de caída menor al día siguiente que cubre por lo menos la mitad de la duración al alza del día anterior (el rango entre los precios de apertura y cierre), y luego se cierra. Por lo tanto, es un patrón invertido con dos velas. Una vela negra aparece el primer día cuando la tendencia bajista está en progreso. El segundo día se abre a una nueva caída de precios, con un *gap* bajista y se cierra por encima de la mitad del anterior cuerpo negro, dando lugar a la formación de una vela blanca fuerte (figura 15c). Un patrón *piercing line* a menudo señala el final de una pequeña o moderada tendencia a la baja.

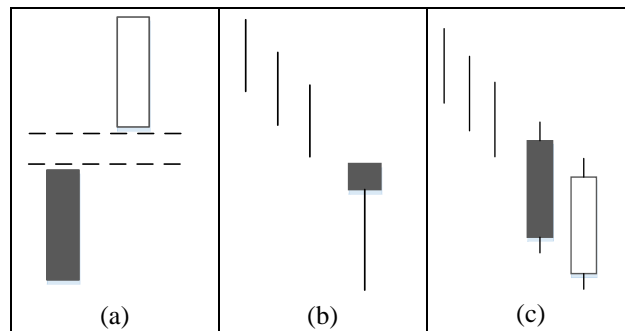


Figura 15. Patrones Kicking Bullish (a), Hammer (b) y Piercing Line (c)

Los patrones anteriormente descritos son patrones de detección de tendencias alcistas, que han sido utilizados en el desarrollo de los sistemas de trading basados en velas japonesas implementados en esta tesis. Sin embargo, existen multitud de patrones basados en velas japonesas (Nison, 1991), y según el tipo de tendencia que son capaces de predecir se pueden clasificar como alcistas o bajistas. Usualmente un patrón basado en velas japonesas que

identifica una tendencia tiene un equivalente en la tendencia opuesta. A continuación se muestran algunos ejemplos de patrones equivalentes para ambas tendencias:

- Patrones basados en velas japonesas predictores de tendencias alcistas:
 - o *Big White Candle* (gran vela blanca)
 - o *Long Lower Shadow* (larga sombra inferior)
 - o *Dragonfly Doji* (doji libélula)
 - o *White Closing Marubozu* (marubozu blanco de cierre)
 - o *Doji Star Bullish* (estrella doji alcista)

- Patrones basados en velas japonesas predictores de tendencias bajistas:
 - o *Big Black Candle* (gran vela negra)
 - o *Long Upper Shadow* (larga sombra superior)
 - o *Gravestone Doji* (doji lápida)
 - o *Black Closing Marubozu* (marubozu negro de cierre)
 - o *Doji Star Bearish* (estrella doji bajista)

A pesar del considerable número de patrones que posee este análisis, continuamente aparecen nuevos patrones, bien de formación nueva, o por combinación de otros patrones existentes, lo cual demuestra la gran aceptación y uso que posee entre los inversores.

4.3 Gestión del capital

La gestión de capital consiste en determinar el volumen con el que entrar en el mercado, o dicho de otro modo, cuántas acciones comprar en cada momento, para conseguir con ellos dos efectos: minimizar el riesgo y maximizar los beneficios.

No resulta sencillo escoger la mejor técnica de gestión de capital, ya que ésta dependerá de la aversión al riesgo que posea el inversor y, en definitiva, de su estilo de inversión. Por ello a continuación se presentan las técnicas más conocidas y habitualmente usadas por los inversores.

4.3.1 La f-óptima

La solución propuesta por R. Vince (Vince, 1990) proporciona un método para calcular la cantidad exacta a invertir que produce un crecimiento geométrico de los beneficios.

Respecto a su formulación matemática, Vince parte de dos conceptos:

- **HPR** (*Holding Period Return*), que es el factor de retorno para cada operación. Por ejemplo, para una ganancia del 3%, $HPR = \left(1 + \frac{3}{100}\right) = 1,03$, y para una pérdida del 3%, $HPR = \left(1 - \frac{3}{100}\right) = 0,97$.

$$HPR = 1 + \frac{\% \text{ ganancia}}{100} \quad \text{ó} \quad HPR = 1 - \frac{\% \text{ pérdida}}{100}$$

Fórmula 22. Cálculo del HPR

- **TWR** (*Terminal Wealth Relative*) o riqueza relativa final de todos los HPRs:

$$TWR = (HPR_1 \cdot HPR_2 \cdot \dots \cdot HPR_n)$$

Fórmula 23. Definición del TWR

Siendo la media geométrica (GM, *Geometric Mean*) de la serie:

$$GM = TWR^{1/n}$$

Fórmula 24. Definición de la geométrica (GM)

Si lo que se requiere es encontrar un valor óptimo de F , entonces es necesaria una fracción (f) para cada operación que maximice el valor de la media geométrica, con lo que se tiene:

$$TWR(f) = (HPR_1(f) \cdot HPR_2(f) \cdot \dots \cdot HPR_n(f))$$

y

$$HPR(f) = 1 + \frac{f * PL}{R}$$

Fórmula 25. Cálculo del HPR(f)

Siendo:

f = fracción a invertir.

PL = (*profit / loss*), ganancia o pérdida neta de cada operación.

R = (*Risk factor*), como por ejemplo, la peor operación de la serie.

Para poder entenderlo mejor, a continuación se ilustra con un ejemplo:

- Secuencia P/L de cuatro operaciones: 250, -300, -50, 400
- Valores de (f) : 5%, 10%, 20% ... 100%

$$- R = |-300| = 300$$

$$TWR(5\%) = \left(1 + 0,05 \cdot \frac{250}{300}\right) \cdot \left(1 + 0,05 \cdot \frac{-300}{300}\right) \cdot \left(1 + 0,05 \cdot \frac{-50}{300}\right) \cdot \left(1 + 0,05 \cdot \frac{400}{300}\right) = 1,036$$

$$GM = TWR^{1/n} = 1,036^{1/4} = 1,014$$

$$TWR(10\%) = 1,079$$

$$TWR(20\%) = 1,127$$

$$TWR(30\%) = 1,159$$

$$TWR(40\%) = 1,142$$

$$TWR(50\%) = 1,079$$

$$TWR(60\%) = 0,97$$

$$TWR(70\%) = 0,805$$

$$TWR(80\%) = 0,596$$

$$TWR(90\%) = 0,327$$

$$TWR(100\%) = 0$$

Como se puede ver en este ejemplo, con una $f = 30\%$ se obtiene el mejor TWR, el cual maximiza también el valor de la media geométrica ($GM = 1,0607$) y, en consecuencia, el crecimiento de la curva de beneficios.

Ahora bien, aunque esa f sea óptima desde el punto de vista del incremento del *Equity Curve*, entendiendo como tal la curva que representa gráficamente la variación de una cuenta en un período de tiempo, ¿qué ocurre con el riesgo a medida que se aumenta el valor de la fracción de capital apostado?

Antes de responder a esa pregunta, es necesario observar la figura 16:

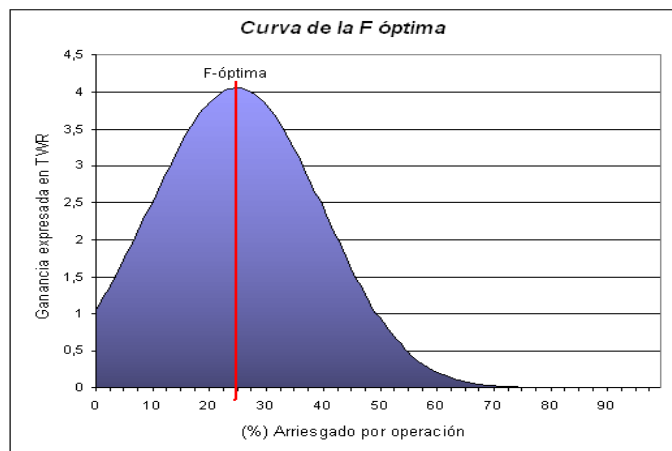


Figura 16. Curva de la F óptima

La curva representa el ratio incremento/decremento de la ganancia potencial de un sistema para diferentes valores de la variable f , es decir, para el porcentaje arriesgado en cada operación. El vértice de la curva es la fracción óptima. Todos los puntos a la izquierda de la campana indican una ganancia progresiva de los beneficios para distintas fracciones de capital, pero en los cuales la ganancia disminuye según se minimiza el riesgo. Por el contrario, los puntos situados a la derecha de la f -óptima no sólo minimizan las ganancias, sino que además aumentan el riesgo asumido en cada operación. Tan sólo en el punto indicado por la f -óptima se obtiene un crecimiento geométrico de los beneficios minimizando el riesgo.

En base a este pretendido crecimiento de los beneficios, algunos autores se empeñan en afirmar que, incluso para un sistema con leve esperanza matemática, bastará para obtener resultados sorprendentes al aplicar la fracción de Vince.

Se considera un hecho fuera de toda duda que todos los sistemas se degradan con el tiempo y, desde luego, los que se asientan en una esperanza muy baja, más deprisa todavía. Por tanto, aplicar la fracción óptima en estos casos acelerará el quedarse fuera del mercado. Ante esta situación son muchos quienes apuestan por una f segura, muy por debajo de las expectativas de un crecimiento 'matemáticamente' óptimo.

A continuación se presentan algunas alternativas:

- **Optimal f al 10%** de la fracción óptima. Se trata simplemente de dividir por 10 el resultado de la f -óptima obtenido, o lo que es lo mismo, aplicar la f -óptima sobre el 10% del capital disponible.
- **Secure f** . Esta es la solución elegida por Stendahl y Zamansk (1988). Básicamente, se trata de limitar el valor de f a un nivel de *drawdown* (DD) consecuente con el nivel de aversión al riesgo que se quiera asumir. Esto se obtiene aplicando un proceso iterativo a diferentes valores de f que satisfagan un valor diana para el DD, o mejor aún, que permitan obtener un valor del ratio *Retorno/DD* aceptable.
- **Montecarlo Secure f** . Aproximación del valor idóneo de f mediante una simulación de Montecarlo al 95% de confianza; añadiendo, adicionalmente, en el proceso de búsqueda alguna limitación en el valor del DD máximo. Aunque ésta es la opción más compleja (y, obviamente, resulta imposible de calcular sin un software específico) es la que mejores garantías ofrece.

4.3.2 Fórmula de Kelly

Se trata de la estrategia más antigua. Fue introducida por John L. Kelly (Kelly, 1956). La fórmula determina la fracción de capital a arriesgar en cada operación, como una función de las probabilidades de operaciones ganadoras y perdedoras y del *Payoff* (rentabilidad media por operación). La fórmula de Kelly se enuncia como:

$$K = p - \frac{q}{\text{Payoff}}$$

Fórmula 26. Fórmula de Kelly

El *payoff* se obtiene mediante:

$$\text{Payoff} \equiv \frac{\text{Avg Win}}{\text{Avg Loss}} \equiv \frac{\frac{\sum_{i=1}^n \text{Operaciones ganadoras}}{\text{Número operaciones ganadoras}}}{\frac{\sum_{i=1}^n \text{Operaciones perdedoras}}{\text{Número operaciones perdedoras}}}$$

Fórmula 27. Cálculo del payoff

Siendo:

- **K** = Fracción del capital arriesgada en la siguiente operación.
- **P** = Probabilidad de operaciones ganadoras
- **Q** = Probabilidad de operaciones perdedoras
- **Avg Win** = Ganancia media obtenida por operación
- **Avg Loss** = Pérdida media obtenida por operación

4.3.3 Fixed fraction

Este método fue introducido por Ralph Vince (Vince, 1990) y es la base del resto de algoritmos modernos de gestión monetaria. La mayoría de estrategias se fundamentan en ésta, introduciendo algunas modificaciones, algunas de ellas con sustanciales mejoras como el Fixed-Ratio de Ryan Jones (Jones, 1999).

Para entender este método se va a mostrar un ejemplo. Supongamos que se parte de un capital inicial de 100.000 € y que el *drawdown* máximo del sistema con un contrato es de 4.000€. Debido a la aversión al riesgo que se quiere asumir no se está dispuesto a tolerar una pérdida superior al 10% (fracción sobre el total del capital). Para que se cumplan dichas condiciones se debe aumentar un contrato por cada $\frac{4.000 \text{ €}}{0,1} = 40.000 \text{ €}$. Es decir, el cálculo para Delta (*Fixed fraction*) utilizando el máximo DD es el siguiente:

$$\text{Delta Inicial (Delta Variable)} = \frac{\text{DrawDown máximo}}{\text{Fracción arriesgada}}$$

$$\text{DrawDown máximo} = 4.000 \text{ €}$$

$$\% \text{arriesgado en cada operación} = 10\%$$

$$4.000 \text{ €} / 0,1 = 40.000 \text{ € por cada contrato o Delta}$$

$$\text{Capital inicial} = 100.000 \text{ €}$$

Fórmula 28. Cálculo del Delta (Fixed fraction)

El siguiente desarrollo muestra los mismos cálculos pero partiendo de la utilización de la máxima pérdida en vez del máximo *Drawdown*, lo que ofrece una estrategia con un Delta menor, o dicho de otro modo, una estrategia más agresiva.

Se va a definir el Delta como la generación monetaria por contrato necesaria para saltar al siguiente nivel de contratos. Como se observa en la escala de contratos según la fórmula 28, si se opera con 4 contratos, para pasar al siguiente nivel se tienen que generar 5.000 €, y la generación monetaria por contrato será de 1.250 €. En esta escala, el *Fixed-Fraction*, utiliza un Delta variable decreciente para su desarrollo. Esta es la principal diferencia con el *Fixed-Ratio*, que utiliza un Delta fijo, como se podrá observar en el ejemplo del *Fixed-Ratio* que se muestra en el siguiente subapartado.

$$\text{Delta Inicial (Delta Variable)} = \frac{\text{Máxima pérdida}}{\text{Fracción arriesgada}}$$

$$\text{Máxima pérdida} = 500 \text{ €}$$

$$\% \text{arriesgado en cada operación} = 10\%$$

$$500 \text{ €} / 0,1 = 5.000 \text{ € por cada contrato o Delta}$$

$$\text{Capital inicial} = 100.000 \text{ €}$$

Fórmula 29. Cálculo del Delta inicial del Fixed-fraction

La escala de contratos según la fórmula 28 del *Fixed-Fraction* sería:

- Entre [100.000€ - 104.999€] se opera con 1 contrato. Delta de 5.000€.
- Entre [105.000€ - 109.999€] se opera con 2 contratos. Delta de 2.500€.
- Entre [110.000€ - 114.999€] se opera con 3 contratos. Delta de 1.667€.
- Entre [115.000€ - 119.999€] se opera con 4 contratos. Delta de 1.250€.
- Entre [120.000€ - 124.999€] se opera con 5 contratos. Delta de 1.000€.

Con el mismo procedimiento anterior se continuaría calculando las escalas sucesivas de contratos.

4.3.4 Fixed-Ratio

Esta estrategia fue desarrollada por Ryan Jones (Jones, 1999) y su origen está en los trabajos de investigación del autor para mejorar el *Fixed-Fraction*, sobre todo para mejorar el ratio Rentabilidad/Riesgo de dicha estrategia. La principal diferencia está en el desarrollo de una estrategia con Delta fijo. El Delta es la única variable con la que cuenta este modelo, y determinará su grado de agresividad. No existe un Delta óptimo, aunque se recomienda utilizar un Delta neutro, que será la mitad del *Drawdown* máximo obtenido, y a raíz de ello, si se utiliza un Delta inferior al neutro se obtendrá un sistema más agresivo. Por el contrario, si se utiliza un Delta mayor al neutro se obtendrá un modelo más conservador.

Como en el caso anterior, para entender mejor este método, se ilustrará con un ejemplo utilizando unos datos iniciales similares a los empleados en el ejemplo del *Fixed-Fraction*, para observar la diferencia entre ambas estrategias.

Se supone que se parte de un capital inicial de 100.000€ y que el *Drawdown* máximo del sistema con un contrato es de 10.000€. Se utiliza un Delta neutro de 5.000 €. En la escala de contratos se puede ver cómo para pasar al siguiente nivel de contratos, el Delta es fijo y ahora el crecimiento de la cuenta es más rápido. Por ejemplo, para pasar de 4 a 5 contratos se tiene que generar $4 \cdot 5.000 \text{ €} = 20.000 \text{ €}$. Se pueden observar las diferencias, comparando esta escala con la correspondiente del *Fixed-Fraction*.

$$\text{Delta Inicial (Delta Fijo)} = \frac{\text{DrawDown máximo}}{2}$$

$$\text{DrawDown máximo} = 10.000 \text{ €}$$

$$10.000 / 2 = 5.000 \text{ por cada contrato}$$

$$\text{Capital inicial} = 100.000 \text{ €}$$

Fórmula 30. Delta inicial del Fixed-Ratio

La escala de contratos según la fórmula 30 del *Fixed-Ratio* sería:

- Entre [100.000€ - 104.999€] se opera con 1 contrato. Delta de 5.000€.
- Entre [105.000€ - 114.999€] se opera con 2 contratos. Delta de 5.000€.
- Entre [115.000€ - 129.999€] se opera con 3 contratos. Delta de 5.000€.
- Entre [130.000€ - 149.999€] se opera con 4 contratos. Delta de 5.000€.
- Entre [150.000€ - 174.999€] se opera con 5 contratos. Delta de 5.000€.

Al igual que en el caso anterior, siguiendo este procedimiento se continuaría calculando las escalas sucesivas de contratos.

4.3.5 Regla del 2%

Esta no es una estrategia en sentido estricto, ya que se trata de una variante del *Fixed-Fraction* de Ralph Vince, en la que la fracción seleccionada es muy pequeña. Es decir, se sitúa en un punto en el que se deja llevar por la aversión al riesgo y se opta por una estrategia muy conservadora. La forma de aplicar la regla del 2% es la siguiente:

Si se parte con un capital de 100.000€ y se toma una posición en el mercado, la máxima pérdida posible (*stoploss*) que generará esta operación será de 2.000 €, independientemente del tamaño de la posición adoptada. Generalmente estas fracciones tan bajas se asocian a las utilizadas por gestores de carteras y patrimonios.

En definitiva, es un método muy seguro, pero con un crecimiento geométrico muy limitado, sobre todo para cuentas pequeñas.

4.4 Medidas del rendimiento de un sistema de trading

Para poder analizar los sistemas de inversión basados en el análisis técnico, los inversores se basan en el uso de unas variables estadísticas. Con la información proporcionada por dichas variables, los inversores pueden cuantificar el comportamiento de los sistemas, decidir y definir las estrategias de inversión y valorar los resultados obtenidos.

A continuación se describen brevemente las variables estadísticas más usuales:

- **DD max (%): Drawdown (DD)** es un indicador de riesgo de una cartera. Es la reducción de capital después de una serie de operaciones con pérdidas. Se calcula normalmente obteniendo la diferencia entre un pico relativo del capital menos un mínimo relativo. El Máximo *Drawdown* (DD máx) es el máximo de los DD calculados. Los inversores normalmente observan este indicador como un porcentaje de pérdida de su capital.
- **Avg Trade** (promedio de la inversión): el beneficio medio de todas las operaciones. Es útil para tener una idea de cuántas ganancias se podría esperar obtener en promedio con futuras operaciones. Se define como la cantidad de dinero ganado o perdido en todas las operaciones dividido por el número de operaciones.
- **Avg Profit Trade** (promedio de beneficios): el valor promedio de los beneficios por una operación es el total de beneficios dividido por el número de operaciones ganadoras. Es útil para saber cuánto se podría esperar ganar en una operación ganadora.
- **Avg Loss Trade** (promedio de pérdidas): el valor de pérdida promedio por una operación es el total de pérdidas dividido por el número de operaciones perdedoras. Es útil para saber cuánto se podría esperar perder en una operación perdedora.
- **Avg profit/avg loss** (promedio de ganancia / promedio de pérdidas): esta estadística devuelve una relación que puede utilizarse como medida de rendimiento para la estrategia. Se compara el promedio de las operaciones de ganancias y pérdidas. Un valor mayor que 1 significa que las operaciones con beneficios son mejores que las

operaciones con pérdida. Si el resultado es menor que 1, se necesitan más operaciones con beneficio que operaciones de pérdida para tener un sistema de comercio rentable.

4.5 Principales herramientas software para el análisis técnico

Debido a la complejidad del análisis técnico, los inversores recurren a herramientas informáticas adecuadas como ayuda a sus análisis. Hoy en día abundan los programas y las plataformas de bolsa que sirven para operar y para analizar los mercados. A continuación se expondrán algunas de las principales herramientas actualmente disponibles para los inversores, analizadas en (Seth, 2016), junto a una breve descripción de las mismas:

- **Pro Real Time:** es un programa de bolsa 'online' especializado sobre todo en análisis. Una de sus principales ventajas es que no requiere ningún tipo de instalación, ya que no es necesario el intercambio de archivos ni la instalación de un software específico para el funcionamiento de la plataforma en cualquier lugar.
- **Visual Chart:** viene a cumplir una función parecida a *Pro RealTime*, es decir, es una herramienta fundamentalmente para hacer análisis. Se puede utilizar desde cualquier lugar con la versión *Visual Chart Java Edition*, que es multiplataforma y no requiere la instalación de un software adicional. La herramienta que se instala es tan completa para el análisis como *Pro RealTime* y permite crear carteras, optimizar sistemas o, incluso, desarrollar estrategias propias si se tienen conocimientos de programación con el lenguaje estandarizado *Visual Basic para Aplicaciones (VBA)*.
- **Metatrader:** si las dos anteriores herramientas eran más de análisis (aunque también permiten operar a través de un broker), *Metatrader* es una de las opciones más habituales empleadas para la operativa, usadas especialmente para el Forex o mercado de divisas o en aquella operativa muy centrada en el intradía.
- **Ninjatrader:** al igual que la anterior, *Ninjatrader* está más focalizada hacia la operativa en vez del análisis y la suelen usar los operadores muy activos en bolsa, acciones y, especialmente, en futuros, donde esta plataforma tiene muy buena reputación. Tiene herramientas para crear gráficos avanzados y dispone de un analizador de estrategias y otro de mercados. Igualmente, permite operar directamente desde los gráficos y es una herramienta disponible en más de 150 brokers en todo el mundo. Su punto fuerte es la facilidad operativa y el hecho de que es más completa para crear sistemas automáticos, programados en el lenguaje de programación C#.
- **Metastock:** finalmente, *Metastock* es uno de los programas de operativa en mercados preferido por los inversores profesionales. Quizás sea el programa más popular y reconocido en las grandes mesas de operaciones.

4.6 Sistema de entrenamiento y validación en el análisis técnico:

Backtesting

Una vez introducidos los conceptos teóricos sobre las medidas de rendimiento utilizadas en los sistemas de trading y las principales herramientas software para el análisis técnico, en este apartado se presenta un concepto de especial importancia en el entrenamiento de los sistemas de trading.

El *backtesting* es el proceso de testear una estrategia de trading sobre los datos históricos con el fin de asegurar su viabilidad antes de ejecutar dicha estrategia en el mercado real. De este modo, este método permite al inversor probar su estrategia, analizar los resultados, depurarla y optimizarla, y cuantificar, mediante las medidas de rendimiento descritas anteriormente, el comportamiento de su sistema de inversión.

Si los resultados cumplen con los criterios necesarios y son aceptables para el inversor, la estrategia puede ser implementada con cierto grado de confianza. Si los resultados son menos favorables, la estrategia puede ser modificada, ajustada y optimizada para lograr los resultados deseados, o puede ser completamente descartada.

Las herramientas software de trading, como las descritas con anterioridad, permiten el empleo de este método, siendo básico para la validación de los sistemas de inversión implementados. De hecho, cuando se hace correctamente, el *backtesting* puede ser una herramienta de gran valor para tomar decisiones sobre el uso de una determinada estrategia.

Uno de los aspectos a tener en cuenta durante el proceso del *backtesting* es el período de testeo. La duración del período debe ser lo suficientemente larga como para incluir períodos con condiciones de mercado variables, incluidas las tendencias alcistas, bajistas y comportamientos laterales de los mercados. Realizar pruebas en un solo tipo de condición del mercado puede producir resultados únicos que pueden no funcionar bien en otras condiciones del mismo, lo que puede conducir a resultados sesgados, y por tanto, a conclusiones erróneas.

Otro aspecto a tener en cuenta es el tamaño del número de operaciones, ya que si éste es muy pequeño los resultados pueden no ser estadísticamente significativos. Por tanto es deseable, durante el período de entrenamiento, manejar un número considerable de operaciones.

Uno de los aspectos más importante asociado al *backtesting* es el nivel de robustez de la estrategia. Esto se logra comparando los resultados de una prueba posterior (período de validación) optimizada en un periodo anterior (período de entrenamiento) con la misma configuración de la estrategia. Si los resultados son igualmente rentables, entonces la estrategia puede ser considerada válida y robusta, y está lista para ser implementada en mercados en tiempo real. Si la estrategia no tiene el comportamiento deseado en el período de validación, entonces necesita un mayor desarrollo u optimización, o bien debería ser abandonada.

En definitiva, en este apartado se ha pretendido hacer hincapié en la importancia que posee el sistema de entrenamiento y validación de un sistema de inversión, ya que dependiendo de los resultados obtenidos en esta fase, dependerá el grado de éxito o fracaso que se alcance con dicho sistema.

Discusión integradora de las publicaciones asociadas a la tesis

Capítulo 5

5.1 SISTEMAS DE TRADING	62
5.2 SISTEMAS DE TRADING BASADOS EN INDICADORES TÉCNICOS BORROSOS.....	64
5.3 SISTEMAS DE TRADING BASADOS EN VELAS JAPONESAS BORROSAS.....	67
5.4 SISTEMAS DE GESTIÓN DEL RIESGO Y CAPITAL BORROSOS	69

Discusión integradora de las publicaciones asociadas a la tesis

Los artículos que integran la tesis se relacionan a continuación:

Naranjo R, Arroyo J, Meco A, Santos M. 2013a. Sistema fuzzy de decisión para la gestión de capital en inversión en bolsa. CEDI 2013, IV Congreso Español de Informática (IV simposio sobre lógica fuzzy y soft computing, LFSC2013, EUSFLAT).:959-968.

Naranjo R, Arroyo J, Meco A, Santos M. 2013b. A fuzzy-genetic approach for making decision on capital management in trading. ISKE 8th International Conference on Intelligent System and Knowledge Engineering. ShenZhen, China, 20-23 de Noviembre 2013.

Naranjo R, Meco A, Arroyo J, Santos M. 2015. An intelligent trading system with fuzzy rules and fuzzy capital management. International Journal of Intelligent Systems, Wiley. ISSN: 0884-8173. 30:963-983.

Naranjo R, Santos M. 2016. Fuzzy candlesticks forecasting using pattern recognition for stock markets. Advances in Intelligent Systems and Computing. ISSN: 2194-5357, Springer. 527:321-333.

Naranjo R, Arroyo J, Santos M. 2017. Fuzzy modeling of stock trading with fuzzy candlesticks. Expert System with Applications. **(Artículo en proceso de revisión)**

5.1 Sistemas de trading

Dentro del área financiera, una de las principales preocupaciones ha sido la predicción de los movimientos de los precios en los mercados financieros. Diversos estudios muestran que el rendimiento del mercado bursátil es predecible en cierto grado. Por ejemplo, en (Lo y Mackinlay, 1988), utilizando datos de mercados bursátiles, registraron una correlación positiva en el rendimiento semanal.

Como se ha comentado anteriormente, existen multitud de técnicas de *Soft Computing* para la predicción de los movimientos futuros de los precios. Sin embargo, muchos inversores siguen usando los sistemas de inversión de una forma convencional, como por ejemplo, sistemas basados en un grupo de indicadores técnicos los cuales activan reglas enunciadas con la lógica clásica. Por este motivo, siguiendo el objetivo general de la tesis y el objetivo específico 4 de la sección 1.1.1, se ha propuesto una aproximación metodológica general que permita adaptar los sistemas de inversión convencionales mediante la lógica borrosa. Con ello se consiguen sistemas fácilmente implementables, con una baja carga de trabajo y que aportan una mejora en la interpretación de su funcionamiento y de los resultados obtenidos, ya que modelan el razonamiento experto.

A pesar de las diferencias conceptuales de los sistemas implementados en la presente tesis mediante lógica borrosa, las aproximaciones metodológicas concretas reflejadas como aportación en los trabajos desarrollados en (Naranjo et al., 2015) para sistemas de trading basados en indicadores borrosos y gestión de capital borrosa; y en (Naranjo et al., 2017) para sistemas de trading basados en velas japonesas borrosas, presentan un desarrollo común, permitiendo que el uso de la lógica borrosa sea extrapolable a otros tipos de sistemas no planteados.

Dicha aproximación metodológica general ha abarcado los siguientes procesos:

- Método para la borrosificación de las variables de entrada al sistema de trading. En particular, estas variables han sido los indicadores técnicos y las variables utilizadas en el análisis basado en velas japonesas. Dicho estudio ha consistido en la adaptación de las variables a un determinado rango de valores y en la creación de regiones borrosas para dichas variables. La concreción de este apartado ha consistido en:
 - o Borrosificación de indicadores técnicos conocidos por los inversores.
 - o Borrosificación de un indicador de creación propia como propuesta y ejemplo de adaptación del sistema implementado a otros posibles indicadores planteados por los inversores.
 - o Borrosificación de velas japonesas inspirado en Lee et al. (2006)
 - o Generalización de la borrosificación utilizada en (Lee et al., 2006) a otros tipos de variables pertenecientes al análisis de velas japonesas.
- Propuesta de un sistema de control borroso basado en un conjunto de reglas de tipo Mandami. Para ello se ha trasladado el conocimiento del experto, utilizando como partida el conjunto de reglas de lógica clásica. La concreción de este apartado ha consistido en:

- Definición de un conjunto de reglas borrosas para sistemas de trading con indicadores técnicos.
- Definición de un conjunto de reglas borrosas para sistemas de trading basados en velas japonesas.
- Propuesta de salidas borrosas que permiten la gradación de la incertidumbre expresada para la predicción del comportamiento de los mercados. Se ha concretado como:
 - Borrosificación de las salidas para sistemas de trading que proporcionan como resultado la tendencia futura del mercado.
 - Borrosificación de las salidas para otro tipo de sistemas, como por ejemplo, los sistemas basados en aprendizaje perezoso.
- Modelado del sistema de gestión de capital mediante la incertidumbre de la predicción de la tendencia, indicado por la salida borrosa proporcionada por los sistemas de trading. Esto permite que la información borrosa fluya desde el inicio del sistema de trading hasta el sistema de gestión de capital, consiguiendo que la lógica borrosa sirva como nexo de unión entre los sistemas.
- Métodos de ajuste del sistema de reglas mediante *backtesting* buscando la maximización de la ganancia y la minimización del riesgo (DD). En particular, para los sistemas implementados basados en indicadores técnicos, debido a que estos sistemas poseen parámetros que conviene ajustar, se realiza una optimización más formal para encontrar valores óptimos de dichos parámetros. Dicha optimización se basan en dos métodos:
 - De ventana fija: se realiza inicialmente una optimización con un marco temporal de un año y, con los parámetros óptimos obtenidos, se valida el sistema.
 - De ventana deslizante: se realizan optimizaciones periódicas con un marco temporal de tres meses y, con los parámetros óptimos obtenidos, se valida el sistema durante los tres meses posteriores.
- Interpretación y análisis de resultados utilizando las medidas de rendimiento usualmente utilizadas por los inversores con sistemas análogos basados en lógica clásica. Mediante este análisis, se pueden extraer las ventajas que aporta el uso de la lógica borrosa y cuantificar las mejoras que produce.

Como se ha comentado, la aproximación metodológica se ha aplicado sobre dos sistemas de trading diferentes, muy extendidos entre los inversores. En primer lugar, los que usan indicadores técnicos y, por otro lado, los basados en velas japonesas. Las ventajas e inconvenientes de cada grupo dependerán del estilo de inversión que posea quien los use, por ejemplo, los indicadores técnicos son fórmulas matemáticas con ciertos coeficientes variables, los cuales deben ser calibrados para todos y cada uno de los gráficos, es decir, para cada valor de cada mercado donde se quiera aplicar. Tienden a tener una vida útil corta ya que, al igual que el precio, cambia con el valor, el marco temporal y el paso del tiempo, y hacen que sea necesario dicho ajuste. Sin embargo, los basados en velas japonesas suelen tener reglas más estáticas y no poseen tantos parámetros de configuración, tampoco les asegura que sean

constantes a lo largo del tiempo. Como ventaja que poseen estos últimos frente a los indicadores es que, si bien necesitan estar constantemente realizando cálculos en función de la periodicidad de las muestras de los precios que se tengan como entradas, los basados en velas japonesas utilizan el resumen diario de la sesión, por lo tanto tienen menor carga computacional. En definitiva, dependiendo del estilo que posea cada inversor y de sus necesidades, podrá decantarse por uno, por otro o por una combinación de ambos. Las dos líneas son ampliamente estudiadas, existiendo trabajos sobre los de indicadores técnicos como (Lam et al., 2001; Dourra y Siy, 2002; Ijegwa et al., 2014), y los basados en velas japonesas (Lee, 2009; Linares et al., 2009; Lu et al., 2014), por citar tan solo unos ejemplos.

Debido a su extensivo uso, se han estudiado estos dos tipos de sistemas de trading. En particular, los sistemas de trading basados en indicadores técnicos, incluyen los trabajos; (Naranjo et al., 2013a, 2013b, 2015), mientras que el segundo bloque integra las contribuciones (Naranjo y Santos, 2016; Naranjo et al., 2017), correspondientes a sistemas de trading basados en velas japonesas borrosas.

A continuación, la discusión integradora se ha dividido en tres apartados. El primero de ellos versa sobre los sistemas de trading basados en indicadores borrosos, en la que se detalla el estudio realizado en la investigación sobre la aplicación de la lógica borrosa a estos sistemas. Seguidamente, en contraposición a estos sistemas, se describe el trabajo realizado en la implementación de sistemas de trading basados en velas japonesas, donde se compararán con los anteriormente nombrados. Por último, se describe el estudio realizado sobre los sistemas de gestión del riesgo y capital borrosos.

Por otra parte, debido a la transversalidad que poseen los objetivos marcados, tanto el objetivo general como los objetivos específicos de la sección 1.1.1, se presenta difícil aislarlos e identificarlos exclusivamente a trabajos concretos, particularmente los objetivos específicos 1, 2, 3, 4 y 5. Por este motivo, se ha pretendido remarcar en los trabajos aquellos objetivos que se hacen más relevantes en los mismos o bien aquellos que se alcanzan por primera vez durante la investigación, sin por ello obviar ni excluir el resto de objetivos, como se ha comentado anteriormente, bien sean objetivos transversales o aquellos alcanzados con anterioridad.

5.2 Sistemas de trading basados en indicadores técnicos borrosos

En las dos primeras publicaciones (Naranjo et al., 2013a, 2013b), se presentó una definición de un sistema completo de trading basado en tres indicadores técnicos borrosos, concretamente, un indicador RSI (*Relative Strength Index*) y otro ADX (*Average Directional Index*) de l sesiones, y un indicador personalizado basado en el cruce de medias de m y n sesiones con filtrado MACD (*Moving Average Convergence Divergence*). Dichos parámetros, m , n y l es necesario ajustarlos. La elección correcta de estos parámetros, como se discutirá posteriormente, es imprescindible para la obtención de unos resultados adecuados.

El indicador RSI muestra la fuerza del precio y por tanto los momentos adecuados para vender o comprar, mientras que el ADX es un indicador de si el valor se encuentra en tendencia o en rango, y en caso de encontrarse en tendencia, la fuerza de la misma. El indicador personalizado basado en el cruce de medias móviles y filtrado MACD consiste en un seguidor de tendencias y nos indica el tiempo de tendencia en la que nos encontramos. Estos indicadores fueron escogidos por dos motivos: primero, porque con solo tres indicadores se puede obtener la información necesaria de si estamos o no en tendencia, el tipo de la misma y la fuerza en la que se encuentra el precio del valor y, por tanto, saber si el valor está sobre comprado o sobre vendido, indicando en definitiva un posible cambio de tendencia. Además, se han utilizado 2 indicadores ampliamente utilizados por los inversores (RSI y ADX) y un indicador personalizado, los cuales posteriormente han sido borrosificados. Es importante destacar que los sistemas propuestos no limitan el uso a los indicadores establecidos, sino que permite la posibilidad de que los inversores puedan construir sus propios indicadores y aplicar los métodos planteados en la presente tesis.

Se ha generado un sistema borroso basado en este tipo de indicadores, constituido por un conjunto de reglas *if-then* tipo Mandami, con operadores máximo-mínimo y el método del cálculo del centroide para la desborrosificación, proporcionando dos salidas, dependiendo del sentido de la futura tendencia, *Bullish* (tendencia alcista) o *Bearish* (tendencia bajista), indicando la fuerza o certeza de la predicción realizada con valores comprendidos entre 0-100.

Los objetivos marcados en estos dos primeros artículos fueron establecer un sistema de inversión y observar el comportamiento de los sistemas ante un tipo de mercado determinado, permitiendo analizar los resultados obtenidos (objetivo específico 1). Para ello se escogió el mercado Nasdaq-100, ya que se trata de un mercado constituido por las 100 empresas tecnológicas más relevantes de EEUU, siendo junto con el S&P500, el más importante del mundo en cuanto a volumen de negociación y un activo de referencia para medir el pulso de las economías mundiales. Además debido a su volumen de negociación y liquidez, lleva intrínseco numerosas fluctuaciones, cambios de tendencias, etc, lo cual era interesante para poder validar los sistemas implementados. Concretamente se escogió una cartera compuesta por diez valores del Nasdaq-100

Para poder comparar los resultados se implementó un sistema clásico, basado en reglas *crisps*. Dichos sistemas fueron simulados en la plataforma *Ninjatrader*, utilizando un sistema de optimización propio basado en algoritmos genéticos incorporado en la plataforma. Debido a, como se ha comentado anteriormente, la sensibilidad que poseen estos sistemas al ajuste y calibración de los indicadores, se usaron dos sistemas de entrenamiento, uno basado en ventana fija de un año y otro en ventana deslizante de tres meses. Los resultados obtenidos mediante el sistema de entrenamiento de ventana deslizante resultaron ser considerablemente mejores a los de ventana fija, demostrando un comportamiento más estable en la consecución de ganancias a lo largo del período de validación para los valores de la cartera estudiada. Este efecto fue notado para ambos sistemas, el basado en lógica borrosa y el basado en lógica clásica, aunque el rendimiento obtenido con el sistema de lógica borrosa fue superior en ambos

casos al obtenido con el sistema estándar. Como consecuencia de los resultados obtenidos, se abarcaron dos objetivos marcados, concretamente, el objetivo específico 3 y el 8.

Los resultados obtenidos en (Naranjo et al., 2013a) confirmaron cómo de efímeros son los parámetros óptimos que poseen estos sistemas, ya que se obtuvieron notables mejoras utilizando el sistema de entrenamiento de ventana deslizante de tres meses frente al de ventana fija de un año.

Este efecto se puede observar incluso mejor en (Naranjo et al., 2013b) donde se añadió como marcador de referencia de mercado (*benchmark*) el proporcionado por el sistema *Buy&Hold* (compra y retén en inglés). En este artículo se puede observar cómo los beneficios obtenidos por el sistema borroso evolucionan de forma constante suavizando las caídas del precio del mercado, mientras que los beneficios obtenidos por el sistema basado en lógica clásica no consiguieron despegar ni acompañar a las subidas del mercado y se veían afectados de una forma más acuciante por las caídas del mismo (objetivo 3).

Una vez observado el comportamiento de los sistemas de inversión basados en indicadores técnicos en un mercado, dicho sistema se validó en (Naranjo et al., 2015), en el cual se amplió el período de validación a la par que se incluyó valores de un nuevo mercado a la cartera de inversión. En particular, se escogió el mercado Eurostoxx 50, el cual se compone de las cincuenta empresas de mayor capitalización bursátil de la Eurozona, de diversos sectores, a diferencia del Nasdaq-100 que se componía exclusivamente de empresas tecnológicas. Se escogieron nueve valores pertenecientes al Eurostoxx para poder validar el comportamiento de los sistemas ante el mayor número de situaciones posibles, debido a que se tratan de sectores no relacionados entre sí y pertenecientes a diferentes países. Además se realizó un estudio más pormenorizado de los resultados que en los dos artículos anteriores, permitiendo a los inversores que opten por este tipo de sistemas tenerlos mejor caracterizados.

De los resultados obtenidos, se pudo apreciar como los sistemas tenían un comportamiento similar a (Naranjo et al., 2013a, 2013b) tanto con la ampliación del período de validación, como con los nuevos valores incorporados a la cartera de inversión, demostrando la idoneidad de la aplicación de la lógica borrosa a los sistemas de trading basados en indicadores técnicos, ante mercados diferenciados y a lo largo del tiempo. En este trabajo se pudo comprobar la estabilidad que ofrece el sistema ampliando su caso de uso tanto en tiempo como con un nuevo mercado que, como consecuencia, se logró cumplir con el objetivo específico 6.

Como resumen, las propiedades extraídas del estudio de los sistemas implementados mediante lógica borrosa consistieron en una considerable mejora en los beneficios, denotada por un crecimiento sostenido de los beneficios a lo largo del período de validación, una reducción de pérdidas y del riesgo, suavizando los tramos de pérdidas, y en definitiva, la obtención de un comportamiento más estable que su sistema análogo basado en lógica clásica.

5.3 Sistemas de trading basados en velas japonesas borrosas

En los artículos (Naranjo y Santos, 2016; Naranjo et al., 2017) se han implementado sistemas de trading basados en velas japonesas.

Como trabajo futuro indicado en (Naranjo et al., 2015) se propuso la borrosificación de otro tipo de técnicas utilizadas por los inversores. Por ese motivo se introdujo la lógica borrosa en los sistemas de trading basados en velas japonesas. Concretamente, los objetivos buscados eran comprobar si los resultados obtenidos sobre los indicadores técnicos eran igualmente trasladables a este tipo de sistemas. De este modo, corroboraría una de las principales hipótesis de esta tesis, la idoneidad que posee la lógica difusa dentro de este ámbito, con independencia de las técnicas o tipos de sistemas que se desee implementar (objetivo 3).

Otro de los objetivos buscados era paliar la desventaja que poseen los sistemas de trading basados en indicadores técnicos y encontrar sistemas más estables a lo largo del tiempo y, al igual que en los anteriores, válidos para diferentes tipos de mercados (provocando una mejora en el objetivo específico 6).

En particular, el objetivo buscado en (Naranjo y Santos, 2016) fue predecir con precisión el comportamiento del mercado futuro a partir de la información básica y vaga representada por la lógica difusa, que se ha obtenido a partir de un historial de velas japonesas. Se aplicó una comparación de los k -vecinos más cercanos (k -NN) para hacer la predicción de futuras sesiones. Es decir, predecir la vela de la siguiente sesión $t + 1$, lo que equivalía a predecir el comportamiento completo de la siguiente sesión, los valores de apertura, cierre, máximo y mínimo.

Uno de los inconvenientes que plantean este tipo de sistemas de trading es que, debido a la necesidad de comparar los valores de las sesiones actuales con los de las anteriores, se comete un error acumulativo, que consiste en una componente estocástica de tendencia alcista que tienen los mercados a lo largo del tiempo, debido principalmente a la depreciación del dinero. Para paliar este efecto, se siguió la forma de construir las entradas borrosas de Lee et al. (2006), que básicamente consisten en indicar de modo porcentual los tamaños de los cuerpos y sombras de las velas.

Sobre dichas entradas, se implementó un sistema de reglas borrosas que proporcionaba dos salidas, R_{po} y R_{size} , las cuales indicaban las relaciones de posición y tamaño, respectivamente, del cuerpo con respecto a la vela y eran utilizadas como parámetros de comparación del sistema k -NN.

Para validar el sistema se utilizó un entrenamiento de ventana fija durante el año anterior sobre 15 valores del mercado Nasdaq-100. El sistema se ejecutó con patrones formados por diferentes números de velas, específicamente desde 1 a 10. Para medir la efectividad del sistema de trading, se calculó el porcentaje de error de los parámetros obtenidos en la predicción y los parámetros reales obtenidos, es decir, sobre los parámetros que definen la vela y por tanto la sesión (apertura, cierre, máximo y mínimo).

Algunas conclusiones son, en primer lugar, que a pesar de utilizar variables de entrada porcentuales, en las cuales no debería influir la componente estocástica de tendencia alcista comentada anteriormente, se pudo observar su efecto en los errores obtenidos sobre los parámetros de la vela. Sin embargo, aunque dichos errores fuesen notables, no estaban relacionados con la forma de la vela resultado de la predicción. Para cuantificar este efecto se desplazaron los valores de comparación haciéndolos coincidir con el valor de apertura de la sesión real obtenida del mercado, es decir, se desplazó la vela predicha de tal forma que O_2 fuese igual al valor de apertura real ($O_2 = O_{real}$) quedando el resto de parámetros desplazados de igual forma, reduciendo notablemente el error cometido. A pesar de los buenos resultados, este tipo de sistemas no posee la capacidad de incorporar el conocimiento del experto, dado que realiza un sistema de aprendizaje perezoso basado en tamaños y posiciones relativas de un conjunto de los parámetros de las velas. No obstante, el sistema propuesto resultó ser una herramienta muy valiosa para aumentar la eficiencia del proceso de toma de decisiones en los mercados bursátiles, incluso cuando los inversores ya han realizado sus órdenes una vez que la sesión ha comenzado. De hecho, la principal aportación de (Naranjo y Santos, 2016) es que puede ser utilizado como un marco en el que establecer y acotar los límites de la sesión en la que invierten, como complemento de otros sistemas de inversión y, por lo tanto, producir una mejora. El establecimiento de dicho marco supondría una gran ventaja en la mejora de la gestión del riesgo, ya que se obtiene de forma anticipada los límites en lo que acotar las entradas y salidas de las operaciones.

Para implementar un sistema de trading modelado por lógica difusa que permitiese incorporar el conocimiento con velas japonesas, en (Naranjo et al., 2017) se utilizaron tres patrones indicadores de tendencia alcista, *Kicking Bullish*, *Hammer* y *Piercing Line*. Para ello se siguió el mismo procedimiento de la aproximación metodológica general comentada en la introducción de este capítulo, corroborando la posibilidad que ofrece el procedimiento de adaptar los sistemas de inversión con independencia de su estructura o tipología.

La principal diferencia con otros trabajos (Kamo y Dagli, 2009; Roy et al., 2014a) es que utilizan patrones de velas japonesas de un modo clásico y posteriormente construyen sobre ellos un sistema de reglas borrosas. En el sistema planteado en (Naranjo et al., 2017), se da un paso más y no sólo se utiliza la lógica difusa para modelar el proceso de reconocimiento de patrones, sino además trabaja con patrones borrosos basados en velas japonesas.

El primer objetivo que se planteó fue una generalización de las variables borrosas pero sin restricciones en el modelado tanto en la utilización exclusivamente de los tamaños de las sombras y cuerpos de las velas, como en la utilización de valores positivos para la definición de las variables lingüísticas. A modo de ejemplo, y para poder posteriormente validar el sistema, se modelaron los tres patrones alcistas anteriormente comentados. Para ello se especificaron otras variables necesarias para el modelado de los patrones, concretamente la tendencia, el gap, etc. Además se modificó la definición del cuerpo y se extendió a valores negativos por lo que ya no es necesario indicar el color de la vela. De este modo se proporciona una visión más amplia y se aporta un método sistematizado para la formación de nuevas variables borrosas.

Como salida borrosa se escogió *Bullish* (comprendida entre 0 y 100), ya que los patrones implementados son de tendencia alcista.

Sobre cada patrón se especificó un conjunto de reglas proporcionadas por el experto, que fueron modificadas en función del análisis de los resultados obtenidos durante el período de entrenamiento, escogiendo aquellas que producían una mejor tasa de aciertos. Se escogió un sistema de entrenamiento basado en el *backtesting*, con ventana fija, con un tamaño de un año, sobre los mismos diez valores del mercado Nasdaq-100 de (Naranjo et al., 2015). Sin embargo, el sistema se validó sobre dicho portafolio del Nasdaq-100 durante los dos años posteriores y sobre el mismo portafolio del Eurostoxx utilizado, en el mismo período de dos años de (Naranjo y Santos, 2016).

Los resultados obtenidos demostraron la capacidad que posee el sistema propuesto de mostrar un comportamiento estable a lo largo del tiempo y ante diferentes situaciones que se presenten en los mercados (objetivo 6). Concretamente el sistema basado en lógica borrosa obtuvo una tasa de aciertos estable en ambos mercados, superior en el mercado Nasdaq e inferior en el Eurostoxx en comparación con el sistema basado en lógica clásica. Sin embargo, el número de activaciones de las reglas fue muy superior en el caso del sistema borroso, lo que conllevó, aparejado a una estrategia de inversión como se detallará en el siguiente apartado, a unas ganancias superiores. Debido a las pocas activaciones que se produjeron en ambos mercados para el sistema basado en lógica clásica y a la disparidad en la tasa de aciertos obtenida, se mostró la incertidumbre que ofrecen este tipo de sistemas usados de forma tradicional, que por otro lado, desaparece con la incorporación de la lógica borrosa, permitiendo corroborar las ventajas que se obtienen al modelar el conocimiento del experto en este tipo de escenarios mediante lógica difusa (objetivo 3).

Como conclusión, y a la luz de los resultados obtenidos, el trabajo desarrollado en (Naranjo et al., 2017) aporta un sistema general y abierto de modelado borroso de velas japonesas con las que construir un sistema de trading mediante un proceso completo y detallado, que añade una mejora significativa en las ganancias y ofrece un comportamiento más estable en comparación con los sistemas tradicionales, cumpliendo de este modo los objetivos marcados al inicio de esta línea de investigación (objetivos 4 y 3 respectivamente).

5.4 Sistemas de gestión del riesgo y capital borrosos

Como se ha comentado anteriormente, algunos estudios muestran que no es suficiente predecir el movimiento de los precios del mercado, sino que además conviene tener controlado el riesgo asumido, lo que conlleva implementar una gestión de capital eficiente que indique la cantidad a invertir y acote los riesgos. Con este objetivo, a lo largo de la investigación se han estudiado diferentes estrategias de gestión de capital, algunas de ellas sencillas, como por ejemplo el modelo de lote fijo, fracción fija, fracción fija periódica, fracción fija del beneficio, etc., donde realmente no existe un ratio equilibrado entre la progresión de los beneficios y el

riesgo asumido en cada operación, y otras, más sofisticadas que intentan optimizar dicho ratio, como por ejemplo, la fórmula de Kelly, la *f*-óptima y sus variantes, Fixed Ratio, etc.

En definitiva, para implementar un sistema completo de trading, entendiendo como tal el conjunto de señales que identifican alertas en los valores a invertir, con la finalidad de conocer cuándo operar tanto en la entrada como en la salida del mercado, se debe incorporar un sistema de gestión de capital, el cual indica la cantidad de capital a invertir para obtener una progresión de los beneficios, controlando en todo momento el riesgo.

El objetivo principal en este área fue, por un lado, aprovechar las ventajas que ofrece la lógica borrosa, no solo en el sistema de trading sino para la gestión de capital, obteniendo como resultado un sistema de inversión completamente borroso, el cual se alimenta de la información proporcionada por las salidas borrosas del sistema de trading (objetivo 7). Por otro lado, establecer un modelo de gestión de capital borroso y una comparativa con otros sistemas de gestión de capital (objetivo 8).

Concretamente en (Naranjo et al., 2013a, 2013b) se implementó un sistema de gestión de capital basado en la *f*-óptima que utiliza la información proporcionada por la salida del sistema borroso implementado. A pesar de que la *f*-óptima proporciona la forma de calcular la cantidad exacta a invertir para producir un crecimiento geométrico de los beneficios, su utilidad ha quedado acotada a nivel teórico, ya que en la mayoría de los casos implica correr un riesgo demasiado elevado debido al alto valor obtenido. Por ello se suele utilizar la llamada *f*-líquida (o *f*-fraccional) que se sitúa en un 10% de la *f*-óptima. Sin embargo, en ocasiones donde la seguridad de estar ante una operación ganadora es alta, marcada por la salida del sistema borroso planteado (en este caso correspondería a un valor alto, cercano a 100), dicha *f*-líquida podría ser insuficiente, es decir, podría asumirse correr más riesgo (y por lo tanto la posibilidad de obtener mayores beneficios) ya que el valor de la *f*-líquida sería demasiado conservador. Por el contrario, ante entradas en el mercado no tan seguras (valores bajos en la salida del sistema borroso), un riesgo conservador como el que ofrece la *f*-líquida sería idóneo. Por ello se creó una *f*-personalizada, modelada mediante una variación proporcionalmente lineal en función de la salida borrosa, teniendo como extremos máximo y mínimo, la *f*-óptima y la *f*-líquida respectivamente.

Durante las pruebas realizadas se pudo intuir que el sistema borroso ofrecía una mayor probabilidad de obtener beneficios y, además, con beneficios más altos (en media) durante el período de validación, respecto al sistema clásico (objetivo 3 y 8). En el caso de obtener pérdidas, el efecto que produjo utilizar el sistema borroso fue suavizar dichas pérdidas. Sin embargo, el alto *Draw Down* del sistema borroso resultó un aspecto a intentar corregir. Debido a que las pruebas realizadas se centraron en diez compañías de un mismo país, en un mismo sector y en un mismo marco temporal donde la mayoría de dichas compañías siguen una senda alcista, quedó como trabajo futuro comprobar que estas propiedades se cumplen en otro tipo de mercados (objetivo 7).

En (Naranjo et al., 2015) se extendió el caso de estudio ampliando la cartera de valores a un mercado distinto al Nasdaq, concretamente se escogieron 9 valores del mercado Eurostoxx. Se hizo una selección de valores pertenecientes a distintos sectores, como por ejemplo, a la banca, seguros, compañías financieras... y además, de distintos países. Para este artículo se intentó diferenciar qué mejoras producía la gestión de capital borroso implementado, diferenciándola de las mejoras que producía el sistema de trading de reglas borrosas. Además del sistema clásico y del sistema completamente borroso, se implementó otro sistema trading basado en reglas borrosas, pero como sistema de gestión de capital se utilizó la f-líquida (10%), en vez de la f-personalizada. De este modo se pudo discernir los resultados de ambas partes, por un lado el sistema de trading y por otro el sistema de gestión de capital, resultando el sistema de trading basado en lógica borrosa implementado con la f-personalizada el que mejor resultados obtuvo, seguido del sistema de trading basado en lógica borrosa con la f-líquida, obteniendo los peores resultados el sistema clásico.

En general, el sistema que se propuso obtuvo un buen comportamiento, mostrando una tendencia ascendente y constante de beneficios. La evidencia sugirió que el uso de la gestión de capital borroso es prometedora, y este hecho se hace más relevante ya que en la literatura no existen muchos artículos que traten la gestión de capital desde una perspectiva borrosa

En (Naranjo et al., 2017) se usaron dos sistemas de gestión de capital sencillos, uno del tipo “todo-nada” usado en el sistema clásico y en el borroso, y otro en el que el porcentaje de capital a invertir venía dado por la salida borrosa, es decir, por el grado de certeza en la predicción. El principal objetivo buscado fue demostrar las ventajas que puede ofrecer un simple sistema de gestión de capital basado en la información proporcionado por las salidas borrosas del trading, en contraposición a sistemas más complejos, como el implementado en (Naranjo et al., 2015).

Los resultados indicaron que al usar una estrategia simple de gestión de capital basada en lógica borrosa, se obtenían unos resultados levemente inferiores en comparación con la estrategia clásica del tipo “todo-nada”, pero con respecto al Máximo DD, proporcionaba una considerable reducción. Dicho comportamiento fue observado para ambos mercados.

Los resultados obtenidos fueron comparados con los de (Naranjo et al., 2015) ya que se replicaron las condiciones del experimento. En dicha comparación, el sistema borroso, con una estrategia simple de gestión de capital, alcanzó un porcentaje de beneficios más alto que el Fuzzy IC y un máximo DD (*DrawDown*) más bajo para el mercado Eurostoxx. Esto demuestra el alto potencial del sistema de modelado difuso implementado en este artículo, debido a que para el experimento se utilizaron tan solo tres patrones de tipo alcista.

La gran aportación de los resultados extraídos en estos estudios, además de los indicados anteriormente, es la posibilidad de aprovechar no sólo las ventajas que proporciona la lógica borrosa aplicada a cada parte de un sistema de inversión, sino la sinergia obtenida tras aplicar la lógica difusa durante todo el proceso involucrado en la implementación de un sistema completo de inversión.

Conclusiones y trabajo futuro

Capítulo 6

6.1 CONCLUSIONES.....	75
6.1.1 <i>Sistemas de trading basados en indicadores técnicos borrosos.....</i>	76
6.1.2 <i>Sistemas de trading basados en velas japonesas borrosas</i>	77
6.1.3 <i>Sistemas de gestión de capital borrosos.....</i>	78
6.2 LÍNEAS DE TRABAJO FUTURO.....	79
6.2.1 <i>Ampliación de casos de uso.....</i>	79
6.2.2 <i>Incorporación de nuevas técnicas.....</i>	80

Conclusiones y trabajo futuro

En este capítulo se resumen las contribuciones de esta tesis en el campo de la aplicación de la lógica difusa a los sistemas de inversión en los mercados bursátiles. Se expondrán las conclusiones obtenidas de la implementación de los sistemas propuestos y, por último, se indicarán las posibles líneas futuras de trabajo.

6.1 Conclusiones

En esta tesis se ha profundizado en el modelado basado en lógica difusa de sistemas de inversión, para traer a estos sistemas financieros los beneficios de esta técnica del *soft computing*. Para lograr este objetivo general, planteado al inicio de la presente tesis y tomado como punto de partida, se modelaron diversos sistemas de inversión, entendiendo como tales y según Chande (2001), aquellos que se componen de un sistema de reglas con el que determinar el momento oportuno de entrada y salida del mercado, un sistema de control del riesgo y gestión del capital con el que acotar el riesgo asumido, así como determinar el volumen del capital a invertir en cada operación. Se obtuvieron por lo tanto tres funcionalidades para los sistemas de inversión desarrollados con esta técnica inteligente.

Además se ha analizado el procedimiento necesario para la implementación de estos sistemas inteligentes, con el fin de obtener una aproximación metodológica que permite extender el modelado borroso a otros sistemas de inversión distintos de los estudiados en este trabajo, obteniendo un marco de referencia como apoyo y soporte al modelado basado en lógica difusa.

Como resultado de esta aproximación metodológica, al modelar el conocimiento experto en los sistemas de inversión mediante la lógica borrosa, se ha conseguido una mejora en la

interpretación, tanto en el modelado como en los resultados proporcionados, facilitando la incorporación del conocimiento del experto.

La primera aproximación metodológica se planteó como el procedimiento a seguir en los sistemas de trading basados en indicadores técnicos borrosos, como se especifica en (Naranjo et al., 2015), mientras que la segunda detalla el proceso seguido en la implementación de sistemas de trading basados en velas japonesas borrosas (Naranjo et al., 2017).

Además, para abordar el objetivo de recoger la progresividad en la salida de los sistemas de trading implementados según el grado de incertidumbre, y trasladarlo al sistema de gestión de riesgo y gestión de capital, en ambos trabajos se han propuesto diversas implementaciones de sistemas de gestión de capital.

Por todo ello, el resultado de la investigación realizada en esta tesis supone una aportación novedosa en el campo de la aplicación de la lógica borrosa a un sistema completo de inversión, incluyendo un aspecto fundamental y poco estudiado anteriormente, la gestión del capital. Previamente a esta tesis, que se inició en 2013, no existían artículos relacionados con este aspecto ni ninguno que abarcara todas las fases de un sistema completo de inversión utilizando lógica difusa. La aparición de algunos estudios durante la realización de la presente tesis como (Gradojevic y Gençay, 2013; Vince y Wing-Long, 2014) suponen una tendencia a favor de la aplicación de esta técnica en el campo de la gestión de capital, y una contribución añadida que corrobora la idoneidad de la lógica borrosa aplicada a este ámbito.

Por último, se aporta un sistema de análisis basado en diversas medidas de rendimiento, usualmente utilizadas por los inversores, sobre un sistema en el que se han aplicado técnicas de la inteligencia artificial. De este modo se consigue un análisis objetivo y se permite la cuantificación de las ventajas que aporta la lógica borrosa en el modelado en los sistemas de inversión.

De forma concreta y detallada, estas conclusiones se presentan a continuación.

6.1.1 Sistemas de trading basados en indicadores técnicos borrosos

Los sistemas de trading basados en indicadores técnicos son ampliamente utilizados para estudiar el comportamiento futuro de los mercados. El uso de la lógica borrosa en este tipo de sistemas ha aumentado en los últimos años; sin embargo, normalmente esta técnica inteligente es aplicada de modo superficial y segmentada. El trabajo presentado en esta tesis ha profundizado en la aplicación de la lógica borrosa en comparación con los sistemas clásicos y, además, ha servido para implementar una aproximación metodológica concreta (Naranjo et al., 2015). Las aportaciones más relevantes en este campo son:

- Propuesta de una aproximación metodológica para sistemas de trading basados en indicadores técnicos borrosos.

- Comparativa de los sistemas de trading basados en indicadores técnicos borrosos frente a los sistemas de trading con indicadores técnicos clásicos.

Las principales conclusiones derivadas de los resultados obtenidos en la investigación han sido las siguientes:

- La idoneidad del empleo y uso de la lógica borrosa en este tipo de sistemas de trading, derivada de la comparativa realizada frente a los sistemas basados en indicadores técnicos clásicos.
- La sencillez en la implementación y la gran flexibilidad que ha mostrado la lógica borrosa para adaptarse a los diversos indicadores propuestos, lo que ha supuesto una gran ventaja para su utilización en el establecimiento de un modelo de un sistema de trading.
- La mejora obtenida en la interpretación e incorporación del conocimiento experto a los sistemas de trading, facilitando su uso por los inversores.
- Los resultados obtenidos sobre diferentes mercados y períodos de validación han demostrado que la lógica borrosa es capaz de reducir la incertidumbre en la tasa de aciertos frente los sistemas de trading basado en indicadores técnicos clásicos. Las mejoras se han traducido en buenas propiedades de los sistemas de trading borrosos consistentes en un crecimiento sostenido de beneficios y una acotación del riesgo asumido, provocando una atenuación en los períodos de pérdidas.

6.1.2 Sistemas de trading basados en velas japonesas borrosas

Otro de los campos investigados ha sido el estudio de los sistemas de trading basados en velas japonesas borrosas. A pesar del auge que en los últimos años están teniendo estos sistemas de trading, al igual que ocurría con los de indicadores técnicos, no ha llevado aparejado el mismo crecimiento el uso de la lógica borrosa como técnica principal de implementación, sino que se ha visto usualmente segmentada y reducida a ciertas partes del sistema. La principal aportación en este campo ha sido corroborar la idoneidad que posee la lógica borrosa y el establecimiento de una aproximación metodológica concreta que tiene como objeto el modelado borroso de un sistema de trading basado en velas japonesas. Las contribuciones más relevantes del empleo de la lógica difusa en este tipo de sistemas han sido:

- Implementación de un sistema de trading basado en velas japonesas borrosas empleando un modelo de aprendizaje perezoso de patrones con el método k-NN (*k Nearest Neighbors*). Como resultado se ha conseguido el establecimiento de un marco de operación de apoyo y orientación a los inversores para la mejora de la gestión del riesgo.
- Aproximación metodológica concreta para el modelado de un sistema de trading basado en velas japonesas borrosas incorporando el conocimiento del experto:
 - o Implementación de un sistema de trading basado en velas japonesas borrosas de patrones comúnmente usados y bien conocidos por los inversores.

- Comparativa de los sistemas de trading basados en velas japonesas borrosas frente a los clásicos.
- Comparativa de los sistemas de trading basados en velas borrosas con los sistemas de trading basados en indicadores técnicos borrosos.

Las principales conclusiones obtenidas durante el desarrollo de la investigación en este apartado son las siguientes:

- La extrapolación de los resultados obtenidos con los sistemas de trading implementados con indicadores borrosos a este tipo de sistemas de trading, y corroboración de la idoneidad de la lógica borrosa en el modelado de los sistemas de trading planteada como uno de los principales objetivos de la tesis.
- El método empleado para la implementación del sistema de trading borroso basado en velas japonesas ha conseguido paliar el inconveniente y la desventaja que poseen los sistemas de trading con indicadores de que deben ser optimizados debido a su corto período de eficacia y a la considerable sensibilidad de sus parámetros. Se ha conseguido un sistema de trading estable en el tiempo basado en lógica borrosa.
- Además otro de los objetivos que se ha cubierto es la implementación de un sistema que no necesitase ser optimizado dependiendo del valor o el tipo del mercado sobre el que se valida. Concretamente, y como corroboración de este efecto, el sistema de trading se validó sobre un mercado distinto al de entrenamiento y se obtuvieron resultados equiparables y estables en ambos casos.
- Establecimiento de una mejora en la gestión del riesgo derivada de la predicción de la forma de la vela que representa el comportamiento de la sesión futura, sirviendo como marco de operación para acotar los límites de las inversiones.
- Establecimiento de una aproximación metodológica concreta en la implementación de un sistema de trading basado en velas borrosas. Además de establecer los pasos y describir el proceso, durante la investigación se ha ejemplificado las diversas situaciones a las que se puede enfrentar un inversor implementando o adaptando un sistema como el propuesto.
- Con el sistema de borrosificación propuesto y a tenor de los resultados, se ha conseguido una considerable reducción de la incertidumbre y disparidad de la tasa de aciertos con respecto a sistemas análogos basados en lógica clásica.

6.1.3 Sistemas de gestión de capital borrosos

El campo de la gestión de capital es una de las áreas donde la aportación de este trabajo de tesis puede tener mayor relevancia, debido fundamentalmente a dos motivos. El primero es por los pocos estudios existentes en la literatura que utilizan la lógica borrosa en este tipo de sistemas, así como la escasez de trabajos que presentan la sinergia de la aplicación de la lógica difusa a un sistema completo de inversión. De este modo, los sistemas de gestión de capital borrosos cierran el flujo de información. Las contribuciones más relevantes en este campo han sido:

- Implementación de diversos sistemas de gestión de capital borrosos.
- Comparación con sistemas de gestión de capital clásicos, realizando un análisis con las principales variables de medidas de rendimiento específicas de los sistemas de inversión y comúnmente usadas por los inversores.
- Demostración de un sistema completo de trading y el procedimiento a seguir para establecer, como nexo común, el flujo de información proporcionada por los diversos sistemas borrosos. Se establece un sistema de reutilización de la información proporcionada por los sistemas de trading borrosos como entrada a los sistemas de gestión de capital.

Las principales conclusiones que se han podido obtener durante el desarrollo de la investigación son las siguientes:

- Comprobar los beneficios de la aplicación de la lógica borrosa a las diversas partes en las que se divide un sistema de gestión de capital, magnificando las ventajas obtenidas.
- Se ha observado en la validación de los sistemas con las estrategias borrosas de gestión de capital una mejora de las propiedades de los sistemas de inversión, consistente en un crecimiento sostenido de los beneficios a lo largo del período de validación, paliando los efectos de las pérdidas sufridas durante dicho período.
- El uso de la lógica borrosa en los sistemas de gestión de capital, siguiendo el método desarrollado durante la investigación, resultó un sistema novedoso e inexistente en la literatura, abriendo nuevas líneas de investigación que pueden aprovechar los resultados obtenidos y extrapolarlos a otros sistemas de gestión de capital. De este modo se ha conseguido establecer un método de modelado de sistemas de inversión.

6.2 Líneas de trabajo futuro

A la vista de los resultados obtenidos, las posibilidades de crecimiento y ampliación de líneas de investigación relacionadas con esta tesis son potencialmente altas. Como continuación de uno de los objetivos marcados al inicio de la tesis, es importante plantear los futuros trabajos siguiendo la idea de establecer un modelo abierto que permita la incorporación y adaptación de indicadores, patrones, sistemas de gestión, etc., utilizados por los inversores, no exigiendo como requisito la adaptación de sus sistemas de inversión a las restricciones de los trabajos propuestos.

A continuación se presentan posibles líneas de trabajo futuro. Se puede distinguir entre la ampliación de los casos de usos y, por otro lado, la incorporación de nuevas técnicas que permitan una mejora en los sistemas propuestos.

6.2.1 Ampliación de casos de uso

- Una línea de trabajo futuro que emerge de forma natural tras los resultados obtenidos consiste en la adaptación de otros sistemas de inversión usados por los inversores,

- siguiendo la aproximación metodológica propuesta. Dicha adaptación, al igual que en los sistemas implementados, consistiría en, por un lado, la incorporación de otros sistemas de trading basados en lógica clásica, y por otro en la incorporación de nuevos métodos de gestión del riesgo y capital que permitan la incorporación de la información borrosa proporcionada por los sistemas de trading.
- Ampliando el razonamiento del párrafo anterior, los casos de usos empleados en esta tesis han consistido en la compra y venta de valores en los mercados bursátiles, pero en los mercados financieros existen multitud de productos que se negocian, no restringiéndose sólo a la negociación de acciones. A modo de ejemplo, un mercado financiero interesante para la implementación de sistemas de inversión siguiendo la aproximación metodológica general propuesta sería el mercado Forex (*Foreign Exchange market*). Dicho mercado consiste en el intercambio de divisas, es decir, se realiza la negociación de una moneda por otra y nació con el objetivo de facilitar el flujo monetario derivado del comercio internacional. Este tipo de mercado, a diferencia del mercado bursátil, no consiste en la compra/venta de participaciones de la empresa sino de una determinada divisa (moneda). Por ello resultaría interesante corroborar las mejoras que ofrece la lógica borrosa, siguiendo el procedimiento propuesto, mediante el modelado de los sistemas de inversión específicos de este tipo de mercados.
 - La validación de los sistemas de trading se ha llevado a cabo sobre marcos temporales diarios, marcos que representaban la evolución del precio durante una sesión completa, es decir, un día. Sin embargo se podrían probar en otros marcos temporales, como por ejemplo en marcos intradía, como se plantean en (Fock et al., 2005; Goumatianos et al., 2013), donde se implementan velas japonesas intradías, o en marcos temporales más amplios, como por ejemplo, varios días, una semana, etc.
 - Otro de los aspectos en los que la lógica difusa puede ofrecer una significativa mejora es en el ámbito de la selección de la cartera de valores para la creación de un portfolio inteligente donde se incorpore la selección de dichos valores. Estudios en este ámbito los encontramos en (Man-chung et al., 2002; Bogojevic, 2008; Goumatianos et al., 2013; Chourmouziadis y Chatzoglou, 2016).

6.2.2 Incorporación de nuevas técnicas

- Una de las cuestiones surgidas en el modelado del conocimiento del experto a través de la lógica borrosa es saber hasta qué punto el experto tiene el conocimiento correcto y completo sobre las señales e indicadores, sobre los patrones, sobre las reglas de activación, etc. Por ello una línea de investigación futura muy interesante sería optimizar el conocimiento del experto utilizando, por ejemplo, una red *Neurofuzzy*. Este tipo de redes aprovechan características de las redes neuronales, como la capacidad de aprender (autoajustarse) y generalizar, y las características propias de la lógica borrosa.
- Uno de los principales inconvenientes encontrado en la implementación de un sistema de aprendizaje perezoso basado en velas difusas es la inexistencia de estudios sobre la

medida de las distancias borrosas. En la literatura existen diversas medidas planteadas para la medición de regiones borrosas, como por ejemplo en (Sridevi y Nadarajan, 2009; Vicente et al., 2013), donde se hace una comparativa de las distintas medidas existentes. Sin embargo, al ser capaces de medir sólo distancias entre regiones borrosas o regiones borrosas generalizadas, no tienen en cuenta la información proporcionada por la salida borrosa ni el grado de pertenencia a dicha región, con lo que no es factible para medir las distancias entre salidas borrosas. Sería interesante plantear un sistema de medidas de distancia de variables borrosas y emplearlos en los métodos basados en aprendizaje perezoso de velas japonesas como el de (Naranjo y Santos, 2016), y poder compararlos con los sistemas clásicos de medida, como por ejemplo, euclídea, Minkowsky, Bhattacharya, Mahalanobis,... (Theodoridis y Koutroumbas, 2009) o con distancias específicas para velas japonesas (Arroyo, 2010).

La enumeración de las líneas futuras de investigación pretende ser una orientación hacia las áreas de desarrollo que serían interesante explorar, sin pretender ser una descripción exhaustiva de las mismas. Como es obvio, existen más aplicaciones y ampliaciones no mencionadas que pueden surgir como fruto de los resultados expuestos en la presente investigación así como de los artículos derivados de la misma.

Bibliografía

Capítulo 7

Bibliografía

- Allen F, Karjalainen R. 1999. Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of financial Economics* 51:245-271.
- Appel G. 2005. *Technical analysis: power tools for active investors*. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ.
- Arroyo J. 2010. Forecasting candlesticks time series with locally weighted learning methods. In *Classification as a Tool for Research*. Springer, Heidelberg:603-611.
- Atsalakis GS, Valavanis KP. 2009. Surveying stock market forecasting techniques—Part II: soft computing methods. *Expert System Applications*. 36(3):5932–5941.
- Bagheri A, Peyhani HM, Akbari M. 2014. Financial forecasting using ANFIS networks with quantum-behaved particle swarm optimization. *Expert System Applications*. 41(14):6235–6250.
- Bajgrowicz P, Scaillet O. 2012. Technical trading revisited: false discoveries, persistence tests, and transaction costs. *Journal of Financial Economics* 106(3):473–491.
- Banavas GN, Denham S, Denham MJ. 2000. Fast nonlinear deterministic forecasting of segmented stock indices using pattern matching and embedding techniques. *Computing in Economics and Finance*.
- Bodas-Sagi DJ, Fernández-Blanco P, Hidalgo JI, Soltero-Domingo FJ. 2012. A parallel evolutionary algorithm for technical market indicators optimization. *Natural Computing*. 12(2):195–207.

- Bogojevic V. 2008. Application of artificial intelligence approach to portfolio selection and management. 1st International Conference on Applied Operational Research. Lecture Notes in Management Science. 1:77-86.
- Box G, Jenkins G. 1976. Time series analysis: forecasting and control. San Francisco: Holden Day.
- Brock W, Lakonishok J, LeBaron B. 1992. Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *Journal of Finance*. 47:1731–1764.
- Cao R, Liang X, Z. N. 2012. Stock price forecasting with support vector machines based on web financial information sentiment analysis. In *International Conference Advanced Data Mining and Applications*. Springer, Heidelberg:527-538.
- Chande TS. 2001. *Beyond technical analysis: how to develop and implement a winning trading system*. New York: Wiley.
- Chen YJ, Chen YM, Lu CL. 2016. Enhancement of stock market forecasting using an improved fundamental analysis-based approach. *Soft Computing*:1-23.
- Cheng CH, Chen TL, Wei LY. 2016. A hybrid model based on rough sets theory and genetic algorithms for stock price forecasting. *Information Sciences*. 180(9):1610–1629.
- Chmielewski L, Janowicz M, Kaleta J, Orłowski A. 2015. Pattern recognition in the Japanese candlesticks. In *Soft Computing in Computer and Information Science*, Springer.:227-234.
- Chmielewski LJ, Janowicz M, Orłowski A. 2016. Prediction of trend reversals in stock market by classification of japanese Candlesticks. In *Proc. 9th International Conference Computer Recognition Systems CORES*, Springer.:641-647.
- Chopra N, Lakonishok J, Ritter JR. 1992. Measuring abnormal Performance: Do Stocks Overreact? *Journal of Financial Economics*. 31 (2):235-268.
- Chourmouziadis K, Chatzoglou PD. 2016. An intelligent short term stock trading fuzzy system for assisting investors in portfolio management. *Expert Systems with Applications* 43:298-311.
- Colby RW. 2004. *The encyclopedia of technical market indicators*. 2nd ed. New York: McGraw-Hill.
- Conrad J, Kaul G. 1988. Time-variation in expected returns. *Journal of Business*. 61:409-425.

- Conrad J, Kaul G. 1989. Mean reversion in short-horizon expected returns. *Review of Financial Studies*. 2:225-240.
- Debondt WF, Thaler R. 1985. Does the stock market overreact? *Journal of Finance*. 40 (3):793-805.
- Dong C, Wan F. 2009. A fuzzy approach to stock market timing. In *Information, Communications and Signal Processing*. 7th ICICS:1-4.
- Dourra H, Siy P. 2002. Investment using technical analysis and fuzzy logic. *Fuzzy Sets Systems*. 127(2):221–240.
- Escobar A, Moreno J, Múnera S. 2013. A technical analysis indicator based on fuzzy logic. *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*. 292 (5):27-37.
- Fock JH, Klein C, Zwergel B. 2005. Performance of candlestick analysis on intraday futures data. *The Journal of Derivatives* Fall. 13:28-40.
- Forex. 2017. <http://www.efxto.com>.
- Gencay R. 1998a. Optimization of technical trading strategies and the profitability in security markets. *Economic Letters*. 59(2):249–254.
- Gencay R. 1998b. The predictability of security returns with simple technical trading rules. *Journal of Empirical Finance*. 5(4):347–359.
- Gerlein EA, McGinnity M, Belatreche A, Coleman S. 2016. Evaluating machine learning classification for financial trading: an empirical approach. *Expert Systems with Applications*. 54:193-207.
- Goumatianos N, Christou I, Lindgren P. 2013. Stock selection system: building long/short portfolios using intraday patterns. *International Conference on Applied Economics (ICOAE)*. 5:298-307.
- Govindasamy V, Thambidurai P. 2013. Probabilistic fuzzy logic based stock price prediction. *International Journal of Computer Applications*. 71(5):28-32.
- Gradojevic N, Gençay R. 2013. Fuzzy logic, trading uncertainty and technical trading. *Journal of Banking & Finance*. 37:578-586.
- Graham B, Good DL. 1934. *Security analysis*. McGraw-Hill Education. USA.
- Hadavandi E, Shavandi H, Ghanbari A. 2010. Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting. *Knowledge-Based Systems*. 23(8):800–808.

- Ijegwa AD, Rebecca VO, Olusegun F, Isaac OO. 2014. A predictive stock market technical analysis using fuzzy logic. *Computer and Information Science*. 7(3).
- Investopedia. 2017. <http://www.investopedia.com>.
- Jones R. 1999. *The trading game*. USA: Wiley and Sons.
- Kamo T, Dagli C. 2009. Hybrid approach to the Japanese candlestick method for financial forecasting. *Expert Systems with applications*. 36(3):5023-5030.
- Kelly JJ. 1956. A new interpretation of information rate. *Information Theory, IRE Transactions on* 2, 3:185-189.
- Krollner B, Vanstone B, Finnie G. 2010. Financial time series forecasting with machine learning techniques: a survey. *ESANN. European Symposium on Artificial Neural Networks: Computational and Machine Learning*.
- Kumar M, Thenmozhi M. 2006. Forecasting stock index movement: a comparison of support vector machines and random forest. *Indian Institute of Capital Markets 9th Capital Markets Conference Paper. SSRN Electronic Journal*.
- Kuo RJ, Chen CH, Hwang YC. 2001. An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. *Fuzzy Sets Systems*. 118(1):21–45.
- Lam SS, Lam KP, Ng HS. 2001. Genetic fuzzy expert trading system for NASDAQ stock market timing. *Genetic algorithms and genetic programming in computational finance*. New York: Springer US.:197–217.
- Lan Q, Zhang D, Xiong L. 2011. Reversal pattern discovery in financial time series based on fuzzy candlestick lines. *Systems Engineering Procedia*. 2:182–190.
- Lee C-HL, Liu A, Chen W-S. 2006. Pattern discovery of fuzzy time series for financial prediction. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 18:613–625.
- Lee C-HL. 2009. Modeling personalized fuzzy candlestick patterns for investment decision making. In *Information Processing, APCIP. Asia-Pacific Conference*. 2:286-289.
- Linares M, González FA, Hernández DF. 2009. Mining candlesticks patterns on stock series: a fuzzy logic approach. *Lecture Notes in Computer Science*. 5678:661-670.
- Lincy GRM, John CJ. 2016. A multiple fuzzy inference systems framework for daily stock trading with application to NASDAQ stock exchange. *Expert Systems with Applications: An International Journal*. 44(C):13-21.

- Lo AW, Mackinlay AC. 1988. Stock market prices do not follow random walks: evidence from a simple specification test. *The Review of Financial Studies*. 1(1):41-66.
- Lo AW, Mackinlay AC. 1997. Maximizing predictability in the stock and bond markets. *Macroeconomic Dynamics*. 1:102– 234.
- Lo AW, Mamaysky H, Wang J. 2000. Foundations of technical analysis computational algorithms statistical inference. *Journal of Finance*. 55(4):1705-1765.
- Lo AW, Mackinlay AC. 2011. *A non-random walk down wall street*. Princeton University Press.
- López V, Santos M, Montero J. 2010. Fuzzy specification in real estate market decision making. *International Journal of Computational Intelligence Systems*. 3(1):8–20.
- Lu T, Chen Y, Hsu Y. 2014. Trend definition or holding strategy: what determines the profitability of candlestick technical trading strategies? Institute of Economics Academia Sinica. Taiwan IEAS Working Paper No. 14-A010.
- MacLean LC, E.O. Thorp, Ziemba WT. 2011. The Kelly capital growth investment criterion: theory and practice. *World scientific handbook in financial economic series*, Singapore: World Scientific. 3.
- Man-chung C, Chi-Cheong W, Tse WF, Tang GYN. 2002. Artificial intelligence in portfolio management. *Intelligent Data Engineering and Automated Learning - IDEAL*. Third International Conference, Manchester, UK.
- Marszalek A, Burczyński T. 2014. Modeling and forecasting financial time series with ordered fuzzy candlesticks. *Information Sciences*. 273:144-155.
- Naranjo R, Arroyo J, Meco A, Santos M. 2013a. Sistema fuzzy de decisión para la gestión de capital en inversión en bolsa. CEDI 2013, IV Congreso Español de Informática (IV simposio sobre lógica fuzzy y soft computing, LFSC2013, EUSFLAT):959-968.
- Naranjo R, Arroyo J, Meco A, Santos M. 2013b. A fuzzy-genetic approach for making decision on capital management in trading. ISKE 8th International Conference on Intelligent System and Knowledge Engineering. ShenZhen, China, 20-23 de Noviembre 2013.
- Naranjo R, Meco A, Arroyo J, Santos M. 2015. An intelligent trading system with fuzzy rules and fuzzy capital management. *International Journal of Intelligent Systems*, Wiley. ISSN: 0884-8173. 30:963-983.

- Naranjo R, Santos M. 2016. Fuzzy candlesticks forecasting using pattern recognition for stock markets. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. ISSN: 2194-5357, Springer. 527:321-333.
- Naranjo R, Arroyo J, Santos M. 2017. Fuzzy modeling of stock trading with fuzzy candlesticks. *Expert System with Applications*.
- Nison S. 1991. *Japanese candlestick charting techniques*. Prentice Hall Press, New York.
- Paris A, Rebolledo J, Cornejo E. 2006. Modelos de lógica y lógica borrosa en la predicción del IPSA. *Estudios de Administración*. 13(1):37-66.
- Pilbeam K. 2005. *Finance and financial markets*. Palgrave Macmillan. London. 2nd.
- Ravichandra T, Thingom C. 2016. Stock price forecasting using ANN method. In *Information Systems Design and Intelligent Applications*, Springer.:599-605.
- Rhea R. 1938. *Dow's theory applied to business and banking*. 3rd ed. Simon and Schuster. New York.
- Roy P, Sharma S, Kowar MK. 2012. Fuzzy candlestick approach to trade S&P CNX NIFTY 50 index using engulfing patterns. *International Journal of Hybrid Information Technology*. 5(3):57-66.
- Roy P, Kumar R, Sharma S. 2014a. Fuzzy candlestick based stock market trading system using Hammer pattern. *American International Journal of Research in Science, Technology, Engineering & Mathematics*.:6-10.
- Roy P, Kumar R, Sharma S. 2014b. A survey on the application of hybrid techniques for stock market forecasting. *Artificial Intelligent Systems and Machine Learning* 6(1):25-31.
- Seth S. 2016. The best technical analysis trading software. <http://www.investopedia.com/articles/active-trading/121014/best-technical-analysis-trading-software.asp>.
- Simutis R, Masteika S. 2004. Intelligent stock trading systems using fuzzy-neural networks and evolutionary programming methods. *Solid State Phenom*. 97:59–64.
- Sridevi B, Nadarajan R. 2009. Fuzzy similarity measure for generalized fuzzy numbers. *International Journal Open Problems Computational Mathematics*. 2(2).
- Stansbury CB. 1938. *The Dow theory explained: how to use it for profit*. Literary Licensing, LLC. USA.

- Stendahl DC, Zamansk LJ. 1988. Secure fractional money management. *Stocks and Commodities*. 16(7):318-323.
- Sullivan R, Timmermann A, White H. 1999. Data-snooping, technical trading rule performance, and the bootstrap. *Journal of Finance*. 54:1647– 1692.
- Theodoridis S, Koutroumbas K. 2009. *Pattern recognition*. 4th ed. Elsevier. Canada.
- Timmermann A, Granger CWJ. 2004. Efficient market hypothesis and forecasting. *International Journal of Forecasting*. 20:15–27.
- Vanstone B, Finnie G. 2010. Enhancing stock market trading performance with ANNs. *Expert System Applications*. 37(9):6602–6610.
- Vasileiou E. 2014. Is technical analysis profitable even for an amateur investor? Evidence from the Greek stock market (2002-2012). *Behavioral finance and investment strategies: decision making in the financial industry*. Hershey, PA: IGI Global.
- Vicente A, Mateos A, Jiménez A. 2013. A new similarity function for generalized trapezoidal fuzzy numbers. *12th International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*.:400-411.
- Vince R. 1990. *Portfolio management formulas*. Willey and Sons, New York.
- Vince V, Wing-Long NG. 2014. A dynamic fuzzy money management approach for controlling the intraday risk-adjusted performance of AI trading algorithms. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*. 22(2):153–178.
- Wan Y, Gong X, Si YW. 2016. Effect of segmentation on financial time series pattern matching. *Applied Soft Computing*. 38:346–359.
- Wang J, Wang J. 2015. Forecasting stock market indexes using principle component analysis and stochastic time effective neural networks. *Neurocomputing*.:68-78.
- White H. 1988. Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns. *Neural Networks in Finance and Investing*. Ed. Trippi y Turban. USA.
- Wilder JW. 1978. *New concepts in technical trading systems*. Trend research. Greensboro, NC: Hunter.
- Zadeh LA. 1965. Fuzzy Sets. *Information and Control*. 8(3):338-353.

Zhou XS, Dong M. 2004. Can fuzzy logic make technical analysis 20/20? *Financial Analysts Journal* 60(4):54–75.

Publicaciones

Capítulo 8

8.1. SISTEMA FUZZY DE DECISIÓN PARA LA GESTIÓN DE CAPITAL EN INVERSIÓN EN BOLSA.....	95
8.1.1. <i>Cita completa</i>	95
8.1.2. <i>Resumen original de la publicación</i>	95
8.2. A FUZZY-GENETIC APPROACH FOR MAKING DECISION ON CAPITAL MANAGEMENT IN TRADING.	107
8.2.1. <i>Cita completa</i>	107
8.2.2. <i>Resumen original de la publicación</i>	107
8.3. AN INTELLIGENT TRADING SYSTEM WITH FUZZY RULES AND FUZZY CAPITAL MANAGEMENT.	119
8.3.1. <i>Cita completa</i>	119
8.3.2. <i>Resumen original de la publicación</i>	119
8.4. FUZZY CANDLESTICKS FORECASTING USING PATTERN RECOGNITION FOR STOCK MARKETS.....	141
8.4.1. <i>Cita completa</i>	141
8.4.2. <i>Resumen original de la publicación</i>	141
8.5. FUZZY MODELING OF STOCK TRADING WITH FUZZY CANDLESTICKS.....	155
8.5.1. <i>Cita completa</i>	155
8.5.2. <i>Resumen original de la publicación</i>	155

Publicaciones

En este capítulo se incluyen los artículos editados que se aportan como parte de esta tesis doctoral.

8.1. Sistema fuzzy de decisión para la gestión de capital en inversión en bolsa

8.1.1. Cita completa

NARANJO, R., ARROYO, J., MECO, A. AND SANTOS, M. 2013. Sistema fuzzy de decisión para la gestión de capital en inversión en bolsa. CEDI 2013, IV Congreso Español de Informática (IV simposio sobre lógica fuzzy y soft computing, LFSC2013, EUSFLAT). Volumen, pág. (año): 959-968.

8.1.2. Resumen original de la publicación

En este trabajo se presenta un sistema de gestión de capital basado en lógica difusa. A diferencia de otros trabajos anteriores que usan un sistema de trading más simple, en este caso se han definido nuevos indicadores borrosos (o fuzzy) que permiten no sólo orientar en la decisión de cuándo entrar o salir del mercado, sino también en la cantidad a invertir o a retirar en cada una de las operaciones. También se ha usado otra técnica de *soft computing*, los algoritmos genéticos para la optimización de los parámetros del sistema. Por lo tanto se ha desarrollado un sistema de ayuda a la toma de decisión en la gestión del capital con técnicas borrosas. Esta propuesta ha sido simulada y comparada con otras estrategias clásicas asentadas en la bolsa con resultados satisfactorios.

Sistema fuzzy de decisión para la gestión de capital en inversión en bolsa

Rodrigo Naranjo, Javier Arroyo, Albert Meco, Matilde Santos

(rnaranjo.ina@gmail.com)

Abstract. En este trabajo se presenta un sistema de gestión de capital basado en lógica difusa. A diferencia de otros trabajos anteriores que usan un sistema de trading más simple, en este caso se han definido nuevos indicadores borrosos (o fuzzy) que permiten no sólo orientar en la decisión de cuándo entrar o salir del mercado, sino también en la cantidad a invertir o a retirar en cada una de las operaciones. También se ha usado otra técnica de *soft computing*, los algoritmos genéticos para la optimización de los parámetros del sistema. Por lo tanto se ha desarrollado un sistema de ayuda a la toma de decisión en la gestión del capital con técnicas borrosas. Esta propuesta ha sido simulada y comparada con otras estrategias clásicas asentadas en la bolsa con resultados satisfactorios.

Keywords: trading, lógica borrosa, algoritmos genéticos, toma de decisiones, bolsa, f-óptima, gestión de capital.

1. Introducción

Dentro del área financiera, una de las principales preocupaciones ha sido la predicción de los movimientos de los precios en los mercados bursátiles. Diversos estudios muestran que el rendimiento del mercado bursátil es predecible en cierto grado. Por ejemplo en [1], utilizando datos de mercados bursátiles, registraron una correlación positiva en el rendimiento semanal.

Para poder predecir el movimiento de los precios futuros se han utilizado diversas técnicas y métodos, basándose en el análisis del histórico de los mercados. Algunos trabajos, como el de [2], utilizan algoritmos genéticos para encontrar reglas de trading que superen a la estrategia clásica *Buy&Hold*; también se han aplicado redes neuronales, cuyo primer exponente en este campo fue White en 1988 [3], quien utiliza un perceptrón multicapa alimentado de series de precios y volúmenes de la empresa IBM, y obtiene resultados favorables en comparación con un modelo lineal auto-regresivo. Se han usado también árboles de regresión [4] y máquinas de vectores soporte [5], comparando el sistema basado en máquinas de vectores soporte con otro basado en árboles predictores aleatorios. En [6] se utiliza un modelo de lógica clásica y otro de lógica borrosa para predecir el signo de la variación del índice bursátil IPSA. En resumen, en el ámbito de la inversión en bolsa se han usado diversas técnicas de *Soft Computing*, que han resultado muy útiles.

Sin embargo, algunos estudios muestran que no es suficiente predecir el movimiento de los precios del mercado, sino que además es necesario tener una gestión de capital eficiente que indique la cantidad a invertir. Con este objetivo se han aplicado diferentes técnicas, algunas de ellas sencillas, como por ejemplo el modelo de lote fijo, fracción fija, fracción fija periódica, fracción fija del beneficio, etc., donde realmente no existe un ratio equilibrado entre la progresión de los beneficios y el riesgo asumido en cada operación. Otras, más sofisticadas, intentan optimizar dicho ratio, como por ejemplo, la fórmula de Kelly [7], la f-óptima [8] y sus

variantes, Fixed Ratio [9], etc.

En definitiva, para implementar un sistema completo de trading, entendiendo como tal el conjunto de señales que identifican alertas en los valores a invertir, con la finalidad de conocer cuándo operar tanto en la entrada como en la salida del mercado, se debe incorporar un sistema de gestión de capital, el cual indica la cantidad de capital a invertir para obtener una progresión de los beneficios, controlando en todo momento el riesgo deseado.

Por tanto, y según la descripción anterior, el sistema completo de trading planteado en el presente trabajo se muestra en la figura 1:

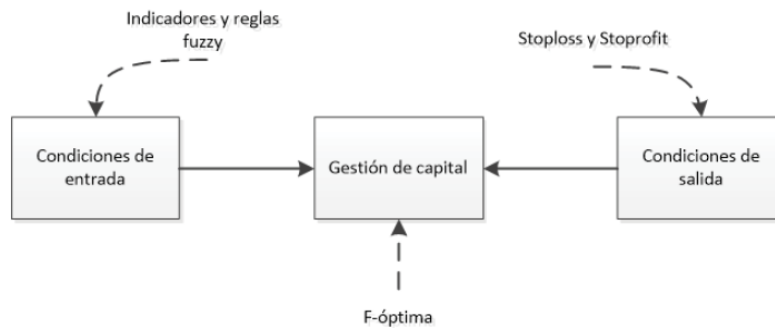


Fig. 1. Componentes del sistema de trading propuesto

Como se observa en la figura 1, las condiciones de entrada al mercado la componen un conjunto de indicadores y reglas borrosas que indican el momento adecuado para la entrada en el mercado, ya bien sea en corto o en largo. A continuación el sistema de gestión de capital implementado, basado en la *f-óptima* de Ralph Vince, utiliza la información proporcionada por el sistema borroso para calcular la cantidad de capital con la que se debe entrar en el mercado. A su vez establece las condiciones de salida según el riesgo deseado, mediante dos conceptos: *stop-loss* y *stop-profit*.

En este trabajo se han implementado dos sistemas, el primero de ellos basado en indicadores y reglas borrosas, así como en la *f-óptima*. El segundo sistema se ha desarrollado como un sistema de reglas fijas y una estrategia de gestión de capital todo-nada. En ambos casos se han utilizado las mismas condiciones de salida para que no influya este factor en la comparación de los resultados obtenidos.

2. Sistema de trading

En este apartado se detallan los diferentes componentes del sistema de trading que se muestran en la figura 1.

2.1. Indicadores

En este trabajo se ha utilizado un conjunto de 3 indicadores técnicos. Concretamente se trata del indicador RSI de l sesiones, ADX de l sesiones y un indicador personalizado basado en el cruce de medias de m y n sesiones con filtrado MACD.

Los parámetros m y n serán el número de sesiones para el cálculo de las medias móviles, siendo $m < n$ (m : media móvil rápida y n : media móvil lenta). El parámetro l será una media (truncada a entero) de los anteriores parámetros m y n . Además se utilizará en parámetro s que indica el suavizado necesario para el cálculo del indicador MACD.

Dichos parámetros (m , n y s) vendrán determinados por el proceso de optimización realizados para cada valor aplicado.

RSI - Relative Strength Index

El RSI es un indicador muy popular entre los analistas técnicos. Su valor oscila entre el 0 y el 100. Muestra la fuerza del valor comparando el último cierre del valor con valores anteriores. Una interpretación común del RSI es suponer un estado de sobreventa para valores bajos (< 30), y análogamente, estados de sobrecompra para valores altos (> 70).

ADX - Average Directional Index

El ADX pertenece también a la familia de osciladores. Fluctúa entre 0 y 100. Muestra la fuerza de la tendencia actual del mercado. En general, si el ADX tiene un valor mayor de 20, consideramos que el mercado está en tendencia. Para valores menores que 20, suponemos una situación de lateralidad del valor. Valores mayores de 40 indican fuerte tendencia.

MyMACD - My Moving Average Convergence Divergence

El indicador MyMACD es un indicador personalizado implementado para este trabajo. Dicho indicador se basa en el uso de cruces de 2 medias móviles, una rápida y otra lenta, denominadas así ya que la primera de ellas utiliza un número de sesiones inferior a la segunda y, por tanto, es más sensible a los cambios en el precio del valor. Además, para evitar las falsas señales de entrada en la medida de lo posible, se ha utilizado el indicador MACD (*Moving Average Convergence Divergence*) que proporciona, junto con la diferencia de dos medias móviles de diferente longitud, la diferencia entre una señal de referencia que corresponde al promedio móvil exponencial del indicador MACD y el propio MACD.

El valor proporcionado está acotado entre 0 y 100. Un valor centrado en 25 indica una señal de entrada en largo en el mercado; por el contrario, un valor centrado en 75 indica una entrada en corto al mercado.

2.2. Condiciones de entrada

Como se ha descrito anteriormente, los indicadores usados en el presente trabajo son el indicador RSI, ADX y MyMACD. Con la información proporcionada por estos indicadores, se han creado dos sistemas. El primero de ellos (Sistema Clásico), basado en reglas fijas y el segundo (Sistema Borroso) utiliza un sistema de reglas borrosas basado en la información que proporciona la borrosificación de dichos indicadores.

Para ambos sistemas se han creado dos salidas, que serán las encargadas de indicar la entrada al mercado. La primera de ellas, *Bullish*, indica que el mercado está en alza, y por tanto, se debería entrar en largo. La otra salida, *Bearish*, indica lo contrario, es decir, indica entrar en corto al mercado.

Sistema Clásico

Dado que este sistema se basa en un sistema de reglas fijas, las salidas proporcionadas (*Bullish* y *Bearish*) serán binarias, indicando si entrar o no en el mercado, pero en ningún momento el grado de fuerza con el que entrar. El sistema de reglas elegido es el siguiente (Tabla 1):

	MyMACD		RSI		ADX		Bullish
if	>15 &&<35	&&	>30 &&<85	&&	>25 &&<55	then	100
elseif	>15 &&<35	&&	>25 &&<85	&&	>55	then	100
elseif	>15 &&<35	&&	<25	&&	>25 &&<55	then	100
elseif	>15 &&<35	&&	<25	&&	<25	then	100
elseif	>15 &&<35	&&	<25	&&	>55	then	100
elseif	<15 >85 (>35 &&<65)	&&	<25	&&	>25 &&<55	then	100
else						then	0

	MyMACD		RSI		ADX		Bearish
if	>65 &&<85	&&	>85	&&	>25 &&<55	then	100
elseif	>65 &&<85	&&	>85	&&	<55	then	100
elseif	>65 &&<85	&&	>85	&&	>55	then	100
elseif	>65 &&<85	&&	>35 &&<85	&&	>25 &&<55	then	100
elseif	>65 &&<85	&&	>35 &&<85	&&	>55	then	100
elseif	<15 >85 (>35 &&<65)	&&	>85	&&	>25 &&<55	then	100
else						then	0

Tabla 1. Reglas para el Sistema Clásico

Sistema Borroso

Se ha usado un sistema tipo Mamdani, con operadores basados en el máximo y mínimo y el método del cálculo del centroide para la desborrosificación [10].

Los indicadores y las salidas se han borrosificado tal y como se indica a continuación (Figura 2). En todas las variables se han usado funciones de pertenencia triangulares no simétricas. Se han definido cinco conjuntos borrosos para la entrada MyMACD y 3 conjuntos borrosos para el resto de las entradas y para las salidas.

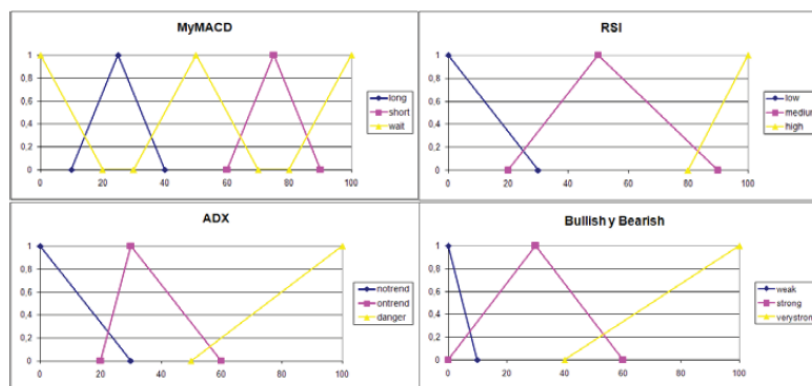


Fig. 2 .Borrosificación de indicadores y salidas

Se ha usado un conjunto de reglas tipo *if-then*, en donde cada salida tiene tres posibles estados, *weak* en el cual el sistema no entrará en el mercado, y otros dos (*strong* y *verystrong*) en el que se entrará en el mercado con distinta fuerza (Tabla 2).

MyMACD	RSI	ADX	Bullish	Bearish
LONG	HIGH	ONTREND	WEAK	WEAK
LONG	HIGH	NOTREND	WEAK	WEAK
LONG	HIGH	DANGER	WEAK	WEAK
LONG	MEDIUM	ONTREND	VERYSTRONG	WEAK
LONG	MEDIUM	NOTREND	WEAK	WEAK
LONG	MEDIUM	DANGER	STRONG	WEAK
LONG	LOW	ONTREND	VERYSTRONG	WEAK
LONG	LOW	NOTREND	STRONG	WEAK
LONG	LOW	DANGER	STRONG	WEAK
SHORT	HIGH	ONTREND	WEAK	VERYSTRONG
SHORT	HIGH	NOTREND	WEAK	STRONG
SHORT	HIGH	DANGER	WEAK	STRONG
SHORT	MEDIUM	ONTREND	WEAK	VERYSTRONG
SHORT	MEDIUM	NOTREND	WEAK	WEAK
SHORT	MEDIUM	DANGER	WEAK	STRONG
SHORT	LOW	ONTREND	WEAK	WEAK
SHORT	LOW	NOTREND	WEAK	WEAK
SHORT	LOW	DANGER	WEAK	WEAK
WAIT	HIGH	ONTREND	WEAK	STRONG
WAIT	HIGH	NOTREND	WEAK	WEAK
WAIT	HIGH	DANGER	WEAK	WEAK
WAIT	MEDIUM	ONTREND	WEAK	WEAK

WAIT	MEDIUM	NOTREND	WEAK	WEAK
WAIT	MEDIUM	DANGER	WEAK	WEAK
WAIT	LOW	ONTREND	STRONG	WEAK
WAIT	LOW	NOTREND	WEAK	WEAK
WAIT	LOW	DANGER	WEAK	WEAK

Table 2.Reglas borrosas del sistema de trading

2.3. Condiciones de salida

Para ambos sistemas (clásico y borroso) se han establecido las mismas condiciones de salida (*stop-loss* y *stop-profit*).

Cuando el sistema indica una entrada en el mercado, se establece una parada de protección a partir del cual, si se supera, se establece la salida del mercado. De esta forma se acotan las máximas pérdidas por cada operación y servirá para el cálculo del capital a invertir. Del mismo modo se establece un umbral de ganancias (*stop-profit*) a partir del cual se realizaría la salida del mercado pero, a diferencia del caso anterior, por el hecho de superar las ganancias previstas. De este modo se aseguran unas ganancias prudentiales evitando que el mercado pueda dar un giro inesperado.

Ambos parámetros se calculan tomando como referencia la volatilidad del precio en el momento de la compra, usando el indicador ATR (Average True Range) de m sesiones, donde m tiene el mismo significado que el descrito en los apartados de los indicadores. Dicho valor proporcionado por el indicador ATR será calculado nuevamente cada cierre de sesión.

Concretamente el *stop-loss* se ha tomado como 2 veces el ATR de m sesiones y el *stop-profit* como 1,5 veces.

2.4. Gestión de capital

A diferencia del trabajo [11], en el cual el porcentaje de capital se indicaba directamente mediante la salida (comprendida entre 0 y 100) que proporcionaba el sistema borroso, en el presente trabajo se ha implementado un sistema de gestión de capital basado en la f -óptima que además utiliza la información proporcionada por la salida del sistema borroso.

La f -óptima proporciona la forma de calcular la cantidad exacta a invertir para producir un crecimiento geométrico de los beneficios. Para ello se basa en el resultado obtenido de las anteriores operaciones, incrementando el porcentaje a invertir cuando aumentan las operaciones ganadoras y por ende disminuyendo conforme llegan operaciones perdedoras. El resultado proporcionado es un porcentaje a aplicar sobre el capital a invertir. Sin embargo, a pesar de ser teóricamente el valor óptimo, la mayoría de las veces implica correr un riesgo demasiado elevado debido al alto valor obtenido. Por ello se suele utilizar la llamada f -líquida (o f -fraccional) que se sitúa en un 10% de la f -óptima.

Sin embargo, en ocasiones donde la seguridad de estar ante una operación ganadora es alta, marcada por la salida del sistema borroso planteado (en este caso correspondería a un valor alto,

cercano a 100), dicha f -líquida podría ser insuficiente, es decir, podría asumirse correr más riesgo (y por lo tanto la posibilidad de obtener mayores beneficios) ya que el valor de la f -líquida sería demasiado conservador. Por el contrario, ante entradas en el mercado no tan seguras (valores bajos en la salida del sistema borroso), un riesgo conservador como el que ofrece la f -líquida sería idóneo para este caso.

Concretamente, si representamos la curva de la ganancia frente al riesgo asumido (ver figura 3) se observaría como la f -óptima se situaría en el máximo de la curva. La f -líquida, al ser ésta un 10% de la f -óptima, se situaría en la parte izquierda.

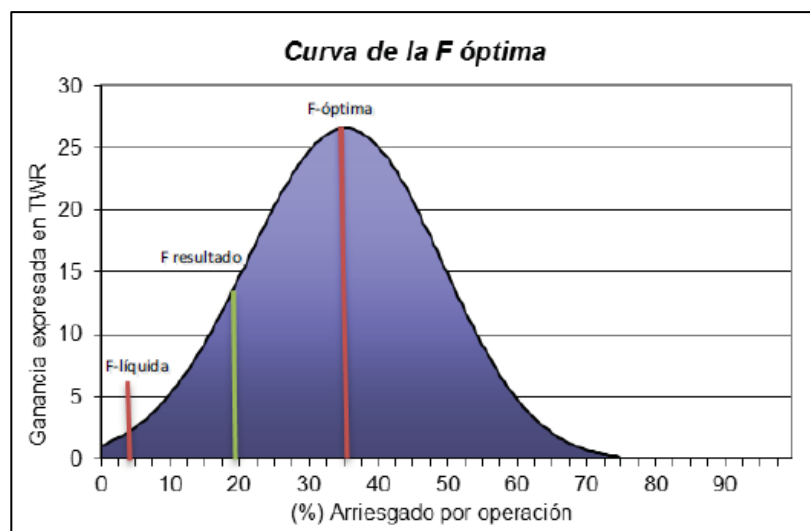


Fig. 3. Representación de f -óptima, f -líquida y f sobre curva de ganancia en función del riesgo asumido por operación

Por tanto se tiene un margen de actuación limitado por un mínimo (f -líquida) y un máximo (f -óptima). El valor de salida del sistema de gestión de capital será un valor comprendido dentro de ese margen debido a una variación proporcionalmente lineal en función del valor obtenido del sistema borroso.

3. Discusión de resultados de las pruebas

Para obtener los resultados que se muestran a continuación, se han implementado ambos sistemas en la plataforma Ninjatrader y se han optimizado utilizando un optimizador propio basado en algoritmos genéticos incorporado en la plataforma sobre los 10 primeros valores del Nasdaq 100. Concretamente se han optimizado los sistemas en el período de un año comprendido entre el 22/12/2010 hasta el 22/12/2011. De dicha optimización se han obtenido los valores óptimos de los parámetros m , n y s anteriormente descritos. A continuación se han validado los sistemas durante el año posterior, obteniéndose los siguientes resultados (Tabla 3).

Si se analizan los resultados obtenidos utilizando el procedimiento de ventana fija (Tabla 3), se observa que de los 10 valores, en 6 de ellos el sistema borroso obtiene mejores resultados que el sistema clásico. Además el sistema borroso tan sólo en 2 de los 10 valores obtiene pérdidas, por

el contrario el sistema clásico obtiene pérdidas en la mitad de los casos. Si se observan los resultados obtenidos, se puede deducir que el Sistema borroso obtiene unos resultados suavizados en las ganancias y muy suavizados en las pérdidas con respecto al sistema clásico.

	AAPL	ADBE	ADP	ADSK	AKAM	ALTR	ALXN	AMAT	AMGN	AMZN	
Fuzzy	Net Profit	446,99	457,41	-70,55	77,70	-145,00	173,78	91,22	181,77	91,40	593,67
	Max DrawDown	-15,62	-7,81	-1,50	-10,39	-21,28	-5,25	-16,22	-5,60	-11,24	-5,00
	Trades total	21,00	6,00	1,00	3,00	5,00	4,00	16,00	4,00	7,00	7,00
	Trades +	12,00	4,00	0,00	1,00	3,00	2,00	9,00	3,00	3,00	5,00
	Trades -	9,00	2,00	1,00	2,00	2,00	2,00	7,00	1,00	4,00	2,00
	Average Trade (%)	0,53	2,23	-1,50	0,93	-1,55	1,87	0,30	1,40	0,22	2,31
	Average Winning Trade (%)	4,35	4,93	0,00	14,25	4,81	8,44	5,24	4,07	5,01	4,10
	Average Losing Trade (%)	-3,88	-4,00	-1,50	-6,12	-11,37	-4,91	-6,13	-5,60	-3,54	-4,51
	Ratio avg. Win / avg. Loss	1,12	1,23	0,00	2,33	0,42	1,72	0,85	0,73	1,42	0,91
	Sharpe Ratio	0,23	0,24	1,00	-0,04	-0,66	0,10	0,08	2,71	-0,01	0,34
Clásica	Net Profit	963,74	-222,25	224,82	-137,11	-1117,04	-313,11	1161,14	-898,29	188,25	189,92
	Max DrawDown	-7,50	-3,71	-3,06	-9,78	-17,86	-5,25	-0,47	-15,06	-3,58	-4,10
	Trades total	10,00	1,00	3,00	3,00	3,00	1,00	5,00	4,00	7,00	3,00
	Trades +	6,00	0,00	2,00	1,00	0,00	0,00	4,00	1,00	3,00	2,00
	Trades -	4,00	1,00	1,00	2,00	3,00	1,00	1,00	3,00	4,00	1,00
	Average Trade (%)	1,79	-3,71	1,33	-0,73	-6,34	-5,25	3,64	-3,66	-0,93	0,76
	Average Winning Trade (%)	5,20	0,00	3,44	8,03	0,00	0,00	4,88	4,15	2,91	3,37
	Average Losing Trade (%)	-3,58	-3,71	-3,06	-5,03	-6,34	-5,25	-0,47	-6,58	-3,59	-3,58
	Ratio avg. Win / avg. Loss	1,45	0,00	1,13	1,60	0,00	0,00	10,46	0,63	0,81	0,94
	Sharpe Ratio	0,29	1,00	2,05	-3,88	-4,76	1,00	0,89	-29,10	-0,21	0,14

Tabla 3. Tabla comparativa de resultados obtenidos con ventana fija

Otra de las pruebas realizadas sobre la misma cartera de valores ha consistido, en vez de utilizar una ventana fija de optimización y validación como en el caso anterior, en utilizar una ventana deslizante de 3 meses. El procedimiento ha consistido en optimizar los sistemas durante un año y validarlo en los 3 meses siguientes. A continuación se optimiza de nuevo los sistemas pero desplazando el período de optimización 3 meses en adelante. Una vez optimizado, se valida en los otros 3 meses siguientes, y así sucesivamente hasta completar el año. Por tanto se realizará 4 veces el ciclo optimización-validación. En la tabla 4 se pueden comparar los resultados obtenidos con este procedimiento y con el anteriormente mostrado:

		AAPL	ADBE	ADP	ADSK	AKAM	ALTR	ALXN	AMAT	AMGN	AMZN
Fuzzy	Optimización 1 año	446,99	457,41	-70,55	77,70	-145,00	173,78	91,22	181,77	91,40	593,67
	Ventana deslizante 3 meses	593,27	405,75	346,50	407,72	98,53	390,50	272,83	390,86	148,30	498,92
	Diferencia (\$)	146,28	-51,66	417,05	330,02	243,53	216,72	181,61	209,09	56,90	-94,75
Clásica	Optimización 1 año	963,74	-222,25	224,82	-137,11	-1117,04	-313,11	1161,14	-898,29	188,25	189,92
	Ventana deslizante 3 meses	926,14	39,89	444,02	17,04	-168,82	-267,75	507,03	-769,21	-594,29	206,08
	Diferencia (\$)	-37,60	262,14	219,20	154,15	948,22	45,36	-654,11	129,08	-782,54	16,16

Tabla 4. Tabla comparativa resultados obtenidos con ventana fija y deslizante

Al validar ambos sistemas, utilizando el método de la ventana deslizante de 3 meses, las diferencias se hacen más notables. En este caso, el sistema clásico sigue teniendo pérdidas, esta vez en sólo 4 casos, con lo que se ha reducido levemente el efecto del sistema de validación; además se ha empeorado de forma notable los resultados en 3 casos. Sin embargo, en el sistema borroso han mejorado notablemente, ya que no se han obtenido pérdidas en ninguno de los casos, y tan sólo en 2 de ellos se ha empeorado levemente los resultados anteriormente obtenidos. Ello es debido a que en este sistema, el resultado de las operaciones obtenidas en la optimización se ha introducido como valor de entrada para el cálculo de la *f*-óptima durante el período de validación. Por tanto, al tener más operaciones, el peso que ofrece el cálculo de dicha *f*-óptima es mayor que con pocas operaciones, pudiendo gestionar el capital de forma más eficiente.

Un aspecto donde el sistema borroso no sale muy beneficiado es en el del máximo *DrawDown*, que mide el descenso máximo (en porcentaje) que se produce en la curva de capital a lo largo del periodo considerado. El sistema borroso obtiene en general unos *DrawDowns* máximos superiores al sistema clásico.

4. Conclusiones

De los resultados obtenidos tras la simulación de ambos sistemas, se observa que la sinergia de un sistema borroso relativamente sencillo con tres indicadores optimizados mediante algoritmos genéticos, y una gestión de capital que acepte como entrada la información que proporciona dicho sistema borroso, permite obtener una mejora notable en comparación con la versión clásica del mismo sistema.

Las pruebas realizadas resultan limitadas porque se centran en diez compañías de un mismo país, en un mismo sector y en un mismo marco temporal donde la mayoría de dichas compañías siguen una senda alcista. Por tanto, una posible ampliación de trabajo consiste en aumentar el marco de pruebas para determinar cómo de efectivo resulta el sistema borroso en otros contextos.

En las pruebas realizadas se intuye que el sistema borroso ofrece una mayor probabilidad de obtener beneficios, y además, una mayor probabilidad de obtener beneficios más altos (en media) durante el período de validación. En el caso de obtener pérdidas, el efecto que produce utilizar el sistema borroso es suavizar dichas pérdidas, frente al sistema clásico en el que las pérdidas son más acentuadas, llegándose a producir pérdidas por encima del 10% del capital inicial. Sin embargo, el alto *DrawDown* del sistema borroso es un aspecto a intentar corregir

antes de usar el sistema para inversión real.

Una manera sencilla de evitar el alto *DrawDown* consistiría en dividir el capital disponible en partes iguales entre los diez valores. En las pruebas realizadas hemos podido comprobar que los momentos en los que el sistema decide entrar en cada uno de los valores son distintos y que las pérdidas y las ganancias de cada valor no están correlacionadas, es decir, no se producen necesariamente a la vez. Este hecho, sumado a que nuestro sistema en media proporciona ganancias en el periodo considerado, hace que la gestión de capital que divide el capital en partes iguales aplicada sobre nuestro sistema dé lugar a una curva de capital con una pendiente positiva moderada y con dientes de sierra pequeños. Este tipo de curvas de capital se consideran muy atractivas para los inversores porque exhiben poco riesgo y son susceptibles de obtener mayores beneficios si se utiliza apalancamiento.

Por ello, el trabajo futuro consiste en realizar unas pruebas más amplias para confirmar las propiedades del sistema propuesto: esperanza positiva (es decir, que en media da ganancias) y ausencia de correlación entre ganancias y pérdidas al aplicar el sistema sobre diferentes valores. También sería interesante trabajar en mitigar el *Draw Down* del sistema borroso en sí, ya que en muchos casos puede ser inasumible para el inversor.

Bibliografía

1. Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *Review of financial studies*, 1(1), 41-66, 1988.
2. Allen, F., Karjalainen, R.. Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of financial Economics*, 1999, vol. 51, no 2, p. 245-271.
3. White, H. "Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns. *Neural Networks in Finance and Investing*", Ed. Trippi y Turban, 1988
4. Ghia, K., "Statistical applications for finance: Regression tree and distribution-based models for equity trading", 2007
5. Kumar, M., Thenmozhi, M. "Forecasting Stock Index Movement: A Comparison of Support Vector Machines and Random Forest". *Indian Institute of Capital Markets 9th Capital Markets Conference Paper*, 2006
6. Parisi A., Rebolledo J., Cornejo, E., "Modelos de lógica y lógica borrosa en la predicción del IPSA", 2006.
7. Kelly Jr. J. "A new interpretation of information rate", *Information Theory, IRE Transactions on*, 2, 3, 185-189, 1956
8. Vince R., "Portfolio Management Formulas" Willey and Sons, New York, 1990
9. Jones R., "The Trading Game", Wiley and Sons, 1999
10. Zadeh, L.A. "Fuzzy Sets", *Information and Control*, 8, 3, 338-353, 1965
11. Meco, A. "Sistema de trading fuzzy basado en reglas sobre indicadores técnicos", Trabajo de la asignatura "Control Inteligente. Universidad Complutense de Madrid, 2011

8.2. A fuzzy-genetic approach for making decision on capital management in trading.

8.2.1. Cita completa

NARANJO, R., ARROYO, J., MECO, A. AND SANTOS, M. 2013. ISKE 8th International Conference on Intelligent System and Knowledge Engineering. A fuzzy-genetic approach for making decision on capital management in trading. ShenZhen, China, 20-23 de Noviembre 2013

8.2.2. Resumen original de la publicación

This work applies fuzzy logic for managing the capital of a trading system. The proposed system uses fuzzy indicators and fuzzy trading rules, and its parameters have been optimized by genetic algorithms. This fuzzy system not only shows when to enter into or to exit the market, but also makes the decision on the amount of capital to trade. The fuzzy trading system is compared to a quantitative version of the same algorithm using historical data with satisfactory results. Therefore a complete support system for decision making in trading is proposed in this paper.

A fuzzy-genetic approach for making decision on capital management in trading

Rodrigo Naranjo, Javier Arroyo, Albert Meco and Matilde Santos

Abstract. This work applies fuzzy logic for managing the capital of a trading system. The proposed system uses fuzzy indicators and fuzzy trading rules, and its parameters have been optimized by genetic algorithms. This fuzzy system not only shows when to enter into or to exit the market, but also makes the decision on the amount of capital to trade. The fuzzy trading system is compared to a quantitative version of the same algorithm using historical data with satisfactory results. There-fore a complete support system for decision making in trading is proposed in this paper.

Keywords: trading - fuzzy logic – genetic algorithms – decision making – optimal F – capital management

1 Introduction

In finance, the Efficient Market Hypothesis (EMH) states that financial markets are "informationally efficient". That is, existing share prices always incorporate and reflect all relevant information. In consequence it is impossible for investors to either purchase undervalued stocks or sell stocks for inflated prices. The only way an investor can possibly obtain higher returns is by purchasing riskier investments. In other words, the time series of the returns from speculative assets are "unforecastable". In [1], the authors study in depth the implications of the EMH and offer guidance about the kind of forecasting approaches that may work even in an efficient market. However they acknowledge that new financial prediction methods are expected to offer only short-lived profits, because once these methods become more widely used, their information may get incorporated into prices and they will cease to be successful. This frustrating perspective has not discouraged researchers and practitioners from seeking for a 'money machine', even if it is expected to have a short life span.

Many works have proven to be successful in forecasting returns on some occasions, see for example [2]. In [3], it is shown that technical trading rules are profitable. However, the later study in [4] shows that they are not so profitable since 1986 due to their widespread use once their initial success. Optimization methods, such as genetic algorithms [5], and nonlinear models, such as neural networks [6] have become popular tools amongst quantitative traders. The pursuit of new sophisticated forecasting approaches led the stockbrokers to other techniques such as regression trees [7], support vector machines or random forests [8].

A trading system is mainly a decision support system that has to transform forecasts into buy/sell orders to exploit the "pockets of predictability". As in other making decisions systems, fuzzy logic can be applied to offer guidance to traders. The use of fuzzy logic makes possible to incorporate traders' expertise by means of linguistic rules and to deal with the inherent uncertainty of trading signals. There are many examples in the literature that

illustrate the use of fuzzy logic in trading systems. Many of them propose fuzzy versions of technical financial indicators and try to exploit them [9, 10, 11].

Another important aspect on trading systems is that they should manage capital in an efficient way. Different strategies have been used to determine the suitable amount of money to invest each time: the Kelly criterion [12], the optimal-F [13] and other variants such as fixed-ratio [14].

In this paper we propose a trading system that uses fuzzy technical indicators and whose output is used to estimate the amount to be invested taking into account the optimal-F formula. The proposed system also includes simple risk management strategy using stop-loss and stop-profit orders.

This work takes as its starting point the one presented in [15]. In this case, new experiments are proposed and compared to the results previously obtained adding a new method of validation.

The article is organized as follows. In section 2 the trading system is explained and the fuzzy indicators and conditions are detailed. Section 3 describes the experimental set up and discusses the obtained results by fuzzy and analytic trading procedures. The paper ends with the conclusions.

In this section the components of the trading system shown are described.

2.1 Indicators

A set of three technical indicators has been used in this paper. They are the well-known RSI and ADX indicators of l sessions, and a new custom indicator based on the two moving averages crossing of m and n sessions with a MACD filter.

The m and n parameters are the number of sessions that will be used to calculate the moving averages, where $m < n$ (m : fast moving average and n : slow moving average). The l parameter is an average (truncated to integer) of the previous parameters m and n . Additionally another parameter is used to obtain the MACD filter, s , that indicates the necessary smoothing. These parameters (m , n and s) are determined by genetic algorithms optimization for each value.

RSI - Relative Strength Index

RSI is a well known technical momentum. Its value varies between 0 and 100. It shows the value strength comparing the last close of the value with the previous values. A common interpretation of the RSI index is that it suggests oversold state for low values (<30), and therefore, overbought for high values (>70).

ADX - Average Directional Index

ADX also belongs to the oscillator technical analysis indicators. It fluctuates between 0 and 100. It shows the strength of the current market trend. Usually, if the ADX has a value greater than 20, we consider the market is on trend. For lower values than 20, we suppose a lateral situation of the value. Values greater than 40 indicate a strong trend. ADX is non-directional so it will quantify a trend's strength regardless of whether it is up or down. ADX is derived from the relationship of the DMI lines (Directional Movement Indicators).

MyMACD - My Moving Average Convergence Divergence

MyMACD indicator is a new custom indicator implemented for this work. This indicator is based on the crosses of two moving averages, one fast and another one slow, so named because the first one uses a lower number of sessions than the second one. Therefore, it is more sensitive to changes in the price of the values. Moreover, to avoid false market entries as far as possible, the trend-following momentum indicator MACD is also used. The difference between a reference signal ("signal line") corresponding to the exponential moving average of the MACD indicator and MACD itself are used, together with the difference of the two moving averages of different length previously defined.

The result value is bounded between 0 and 100. A value around 25 indicates a long entry signal on the market; on the contrary, a value about 75 indicates a short entry signal on the market.

2.2 Trade Entries Conditions

As described below, the indicators RSI, ADX and MyMACD are combined and used in this work. With the information provided by these momentums, two systems have been generated. The first one based on fixed rules (Classic System) and the second one (Fuzzy System) that uses fuzzy rules with the information given by the fuzzification of those indicators.

Two outputs have been defined for both systems, Bullish and Bearish, which will be responsible of the market entries. Bullish indicates the market is increasing (the falling trend may be reversing), and therefore, it is a good time to enter into a long position. Bearish indicates the reversal, a short enter into the market.

Trading Classic System

As this system is based on a set of fixed rules, the outputs (Bullish and Bearish) are binary, indicating the advisability of the entry (or not) into the market, but not the strength level of the entry. The rules are the following (Table 1):

Table 1. Rules of the Trading Classic System

	MyMACD		RSI		ADX		Bullish
if	>15 &&<35	&&	>30 &&<85	&&	>25 &&<55	then	100

elseif	>15 &&<35	&&	>25 &&<85	&&	>55	then	100
elseif	>15 &&<35	&&	<25	&&	>25 &&<55	then	100
elseif	>15 &&<35	&&	<25	&&	<25	then	100
elseif	>15 &&<35	&&	<25	&&	>55	then	100
elseif	<15 >85 (>35 &&<65)	&&	<25	&&	>25 &&<55	then	100
else						then	0

	MyMACD		RSI		ADX		Bearish
if	>65 &&<85	&&	>85	&&	>25 &&<55	then	100
elseif	>65 &&<85	&&	>85	&&	<55	then	100
elseif	>65 &&<85	&&	>85	&&	>55	then	100
elseif	>65 &&<85	&&	>35 &&<85	&&	>25 &&<55	then	100
elseif	>65 &&<85	&&	>35 &&<85	&&	>55	then	100
elseif	<15 >85 (>35 &&<65)	&&	>85	&&	>25 &&<55	then	100
else						then	0

A Mamdani fuzzy system with operators based on the maximum and minimum is used. The defuzzification is carried out by the centroid method [16].

Technical indicators and output conditions have been fuzzyfied as follows (Figure 2). All variables have been assigned asymmetric triangular membership functions. Five fuzzy sets are defined for the MyMACD input and three fuzzy sets for each one of the other inputs.

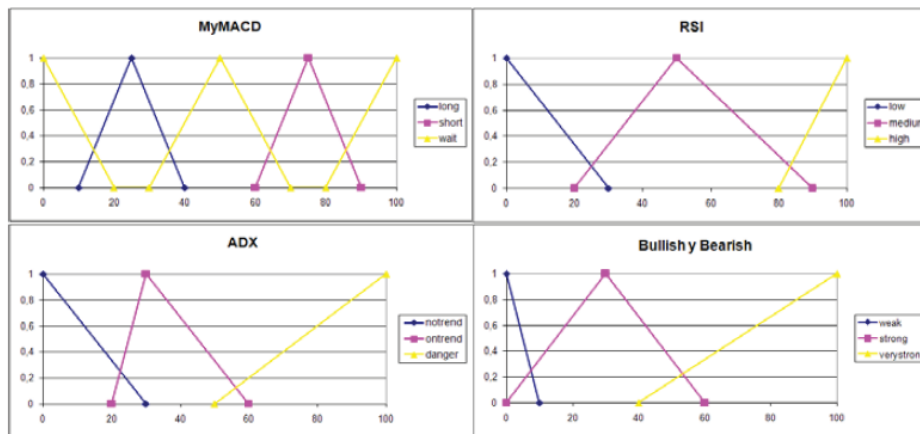


Fig. 1. Fuzzification of the indicators and outputs

We have used a set of if-then rules, where each output has three possible states: weak, meaning the system should not enter into the market and strong and verystrong which mean an entry with different strength level (Table 2).

2.3 Exit Conditions

For both systems (classic and fuzzy) the same exit conditions (stop-loss and stop- profit) have been established.

If the system indicates a market entry, a protection stop threshold is established. If it is exceeded, the market exit is carried out. In this way the maximum losses for each trade is bounded and it will be used for the calculation of the capital to invest. Similarly, an earnings threshold is established (stop-profit) from which the exit of the market will be determined but, unlike the previous case, because the exceeding of the expected earnings. This will ensure prudential earnings avoiding the market taking an unexpected turn.

Both parameters have been calculated regarding the price volatility at the time of the purchase, using the indicator ATR (Average True Range) of m sessions, where m has the same meaning as described in the sections of the indicators. This value provided by the ATR indicator is recalculated each close of the session.

In this case, the stop-loss is taken as 2 times the ATR of m sessions and the stop-profit as 1.5 times.

Table 2. Fuzzy rules of the trading system

MyMACD	RSI	ADX	Bullish	Bearish
LONG	HIGH	ONTREND	WEAK	WEAK
LONG	HIGH	NOTREND	WEAK	WEAK
LONG	HIGH	DANGER	WEAK	WEAK
LONG	MEDIUM	ONTREND	VERYSTRONG	WEAK
LONG	MEDIUM	NOTREND	WEAK	WEAK
LONG	MEDIUM	DANGER	STRONG	WEAK
LONG	LOW	ONTREND	VERYSTRONG	WEAK
LONG	LOW	NOTREND	STRONG	WEAK
LONG	LOW	DANGER	STRONG	WEAK
SHORT	HIGH	ONTREND	WEAK	VERYSTRONG
SHORT	HIGH	NOTREND	WEAK	STRONG
SHORT	HIGH	DANGER	WEAK	STRONG
SHORT	MEDIUM	ONTREND	WEAK	VERYSTRONG
SHORT	MEDIUM	NOTREND	WEAK	WEAK
SHORT	MEDIUM	DANGER	WEAK	STRONG
SHORT	LOW	ONTREND	WEAK	WEAK
SHORT	LOW	NOTREND	WEAK	WEAK
SHORT	LOW	DANGER	WEAK	WEAK
WAIT	HIGH	ONTREND	WEAK	STRONG
WAIT	HIGH	NOTREND	WEAK	WEAK
WAIT	HIGH	DANGER	WEAK	WEAK
WAIT	MEDIUM	ONTREND	WEAK	WEAK
WAIT	MEDIUM	NOTREND	WEAK	WEAK

WAIT	MEDIUM	DANGER	WEAK	WEAK
WAIT	LOW	ONTREND	STRONG	WEAK
WAIT	LOW	NOTREND	WEAK	WEAK
WAIT	LOW	DANGER	WEAK	WEAK

2.4 Money Management

In this work we have implemented a money management system based on the optimal-F that also uses the information given by the output of the trading fuzzy system.

The optimal-F provides a way to calculate the exact amount to invest in order to produce a geometric growth of profits. This is based on the result of previous trades, increasing the percentage to invest when the winning trades increased and thus decreasing it if losing trades come.

The result is a percentage to be applied to capital to invest. However, despite being a theoretically optimal value, it usually involves taking too high a risk due to the high value obtained. In consequence, the so called liquid-F (or fractional-F) is typically used, which is the 10% of the optimal-F.

However, in cases where there are high expectations of a winning trade because the proposed fuzzy system output results in a very high value, close to 100, liquid-F might be insufficient. That is, riskier financial operation could be assumed (and therefore the possibility of higher returns) as the value of the liquid-F would be too conservative.

In fact, if we draw the gain curve against the risk taken we would observe that the optimal-F would be located at the maximum of the Gaussian curve. Nevertheless, the liquid-F, 10% of the later, would be located on the left side (less risk, less profits).

Consequently we have a lower limit (liquid-F) and a maximum value (optimal-F) of the investment. The output value of capital management system will be an amount within this range given by a proportional value of the output of the fuzzy system.

3 Experimental Set up

Both trading systems, classical and fuzzy, have been implemented on the Ninjatrade platform. Their parameters m , n and s have been optimized by a built-in genetic algorithms tool using the first 10 securities of Nasdaq100 with an initial capital of 6000\$. Specifically the systems have been optimized in one year period, between 22/12/2010 and 22/12/2011.

The method chosen to train and validate both systems is called sliding window. This method consists of dividing the validation period in x sections or sub-periods, so that the training

window moves for each sub-period of validation. Specifically in this paper we have chosen 4 sections of 3 months each one (to complete the validation year). Training and validation periods are shown in Table 3.

Table 3. Training and validation periods using the sliding window strategy

	Training		Validation	
	Initiation	End	Initiation	End
T1	22-dic-10	22-dic-11	22-dic-12	22-mar-12
T2	22-mar-11	22-mar-12	22-mar-12	22-jun-12
T3	22-jun-11	22-jun-12	22-jun-12	22-sep-12
T4	22-sep-11	22-sep-12	22-sep-12	22-dic-12

The results are shown in Table 4 for ten companies (first row). They have been also compared to the ones obtained when applying a fixed window strategy [15].

If we observed the results of Table 4, several conclusions can be drawn in comparison to [15]. First, using the sliding window strategy with a period of three months, the differences between the classical and the fuzzy systems are greater than in [15], where fixed window was used. In this case, the classical system has losses in 4 out of the 10 cases (instead of 5 as in the previous one), therefore the validation system has slightly reduced the losses; but this method significantly worsens the results in 3 cases.

However, the fuzzy system greatly improved, since there are not losses in any case, and only 2 of them are slightly worse than in [15]. This is because in the fuzzy system the results of the optimization are used as an input value to calculate the optimal-F for the validation periods.

Thus, having more operations, the weight that provides the calculation of the optimal-F is higher than with few operations and it can manage the capital more efficiently.

Table 4. Comparative table with the obtained results with fixed and sliding window

		AAPL	ADBE	ADP	ADSK	AKAM	ALTR	ALXN	AMAT	AMGN	AMZN
Fuzzy	Optimización 1 año	446,99	457,41	-70,55	77,70	-145,00	173,78	91,22	181,77	91,40	593,67
	Ventana deslizante 3 meses	593,27	405,75	346,50	407,72	98,53	390,50	272,83	390,86	148,30	498,92
	Diferencia (S)	146,28	-51,66	417,05	330,02	243,53	216,72	181,61	209,09	56,90	-94,75

Clásica	Optimización 1 año	963,74	-222,25	224,82	-137,11	-1117,04	-313,11	1161,14	-898,29	188,25	189,92
	Ventana deslizando 3 meses	926,14	39,89	444,02	17,04	-168,82	-267,75	507,03	-769,21	-594,29	206,08
	Diferencia (\$)	-37,60	262,14	219,20	154,15	948,22	45,36	-654,11	129,08	-782,54	16,16

One aspect where the fuzzy system does not come out much benefited is the maximum Draw Down, which measures the maximum decrease (in percentage) that occurs in the curve of capital over the period considered. The fuzzy system usually obtains a maximum Downs Draw above classical system.

To validate the results obtained from both systems the widely applied strategy of Buy and Hold (B&H) was used as a benchmark. This strategy consists of investing all your capital on the first day of the period of validation (enter long on the market) and exiting the market on the last day of that period.

An imaginary portfolio of 10 securities has been considered to which the same initial capital (\$ 6,000 each) has been assigned. In this way we can see the evolution of the capital for the three implemented systems (Figure 2).

Figure 2 shows how the fuzzy system (green line) gets better results than the classical one (blue line). However B&H strategy (red line) clearly wins the other two systems (classic and fuzzy).

A disadvantage observed in the B&H strategy is that it presents very high values of Draw Down, which could mean taking higher risk.

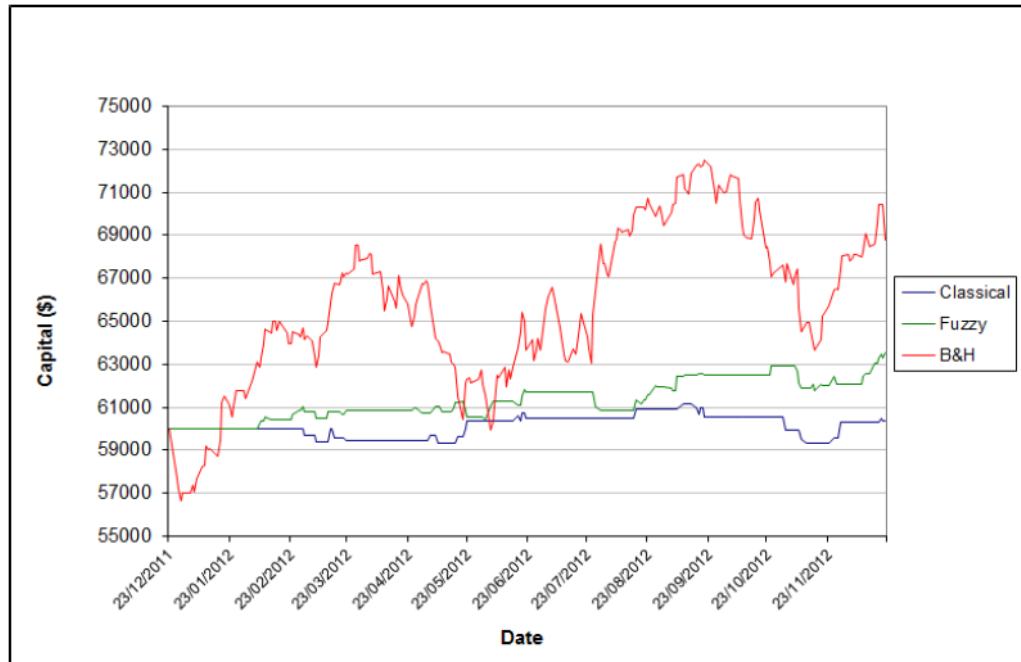


Fig. 2. Evolution of the capital for the three strategies with a portfolio of 10 securities using the sliding window method

4 Conclusions

The results shown by the proposed trading system are quite interesting. The fuzzy system obtains higher profits during the validation period in most of the stocks considered. However, the evidence shown is limited because it only involves ten stock time series that belong to the same country and the same sector (IT), and during just one year. During this period these companies follow an upwards trend.

The main drawback of the proposed fuzzy system is that the Draw Down is often higher than the one of its classic counterpart. However, as shown before, a portfolio where the money is divided in ten companies operating independently yields to a capital time series with a very small Draw Down. This fact means that the winning and the losing trades in each company are not correlated even though the ten companies belong to the NASDAQ. This feature is promising and should be confirmed in a more thorough experimental setting as it makes possible to use leverage.

Future work will consist of further proof of the properties of extending the experimental setting to include time series of assets that belong to different sectors, countries and time periods, including upwards, downwards and sideways markets.

Another issue that deserves further investigation is how to cut the drawdown period of the system.

References

1. Timmermann, A., Granger, C.W.J., Efficient market hypothesis and forecasting *International Journal of Forecasting* 20, 15-27, 2004.
2. Lo, A. W., MacKinlay, A. C., Maximizing predictability in the stock and bond markets. *Macroeconomic Dynamics*, 1, 102- 234, 1997.
3. Brock, W., Lakonishok, J., LeBaron, B. Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *Journal of Finance*, 47, 1731-1764, 1992.
4. Sullivan, R., Timmermann, A., White, H., Data-snooping, technical trading rule performance, and the bootstrap. *Journal of Finance*, 54, 1647- 1692, 1999.
5. Allen, F., Karjalainen, R., Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of Financial Economics*, 51(2), 245-271, 1999.
6. White, H. Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 451-458, 1988.
7. Ghia, K., Statistical applications for finance: Regression tree and distribution-based models for equity trading, Dissertations available from ProQuest. Paper AAI3292023. 2007
8. Kumar, M., Thenmozhi, M. "Forecasting Stock Index Movement: A Comparison of Support Vector Machines and Random Forests". *Indian Institute of Capital Markets 9th Capital Markets Conference Paper*, 2006.
9. Lee, C.-H. L., Liu, A., Chen, W.-S., Pattern discovery of fuzzy time series for financial prediction. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 18, 613-625, 2006.
10. Gradojevic, N., Genjaj, R., Fuzzy logic, trading uncertainty and technical trading, *Journal of Banking & Finance*, 37, 578-586, 2013.
11. Escobar, A., Moreno, J., Munera, S., A Technical Analysis Indicator Based On Fuzzy Logic, *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, 292, 5, 27-37, 2013.
12. Kelly, Jr. J. "A new interpretation of information rate", *Information Theory, IRE Transactions on*, 2, 3, 185-189, 1956.
13. Vince, R., "Portfolio Management Formulas" Willey and Sons, New York, 1990.
14. Jones, R., "The Trading Game: Playing by the Numbers to Make Millions", Wiley and Sons, 1999.
15. Naranjo, R., Arroyo, J., Meco, A., Santos, M. Sistema fuzzy de decision para la gestion de capital en inversion en bolsa. *Proc. CAEPIA'13. XV Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence*. Springer, Sept 2013 (accepted)
16. Zadeh, L.A. "Fuzzy Sets", *Information and Control*, 8, 3, 338-353, 1965.

8.3. An intelligent trading system with fuzzy rules and fuzzy capital management.

8.3.1. Cita completa

NARANJO, R., MECO, A., ARROYO, J. AND SANTOS, M. 2015. An intelligent trading system with fuzzy rules and fuzzy capital management. International Journal of Intelligent Systems, Wiley, ISSN: 0884-8173. Volumen, pág. (año): vol. 30, 963-983.

8.3.2. Resumen original de la publicación

In this work, we are proposing a trading system where fuzzy logic is applied not only for defining the trading rules, but also for managing the capital to invest. In fact, two fuzzy decision support systems are developed. The first one uses fuzzy logic to design the trading rules and to apply the stock market technical indicators. The second one enhances this fuzzy trading system adding a fuzzy strategy to manage the capital to trade. Additionally, a new technical market indicator that produces short and long entry signals is introduced. It is based on the moving average convergence divergence indicator. Its parameters have been optimized by genetic algorithms. The proposals are compared to a classical nonfuzzy version of the proposed trading systems and to the buy-and-hold strategy. Results favor our fuzzy trading system in the two markets considered, NASDAQ100 and EUROSTOXX. Conclusions suggest that the use of fuzzy logic for capital management is promising and deserves further exploration. (§2015 Wiley Periodicals, Inc).

An Intelligent Trading System with Fuzzy Rules and Fuzzy Capital Management

Rodrigo Naranjo, Albert Meco, Javier Arroyo, Matilde Santos

In this work, we are proposing a trading system where fuzzy logic is applied not only for defining the trading rules, but also for managing the capital to invest. In fact, two fuzzy decision support systems are developed. The first one uses fuzzy logic to design the trading rules and to apply the stock market technical indicators. The second one enhances this fuzzy trading system adding a fuzzy strategy to manage the capital to trade. Additionally, a new technical market indicator that produces short and long entry signals is introduced. It is based on the moving average convergence divergence indicator. Its parameters have been optimized by genetic algorithms. The proposals are compared to a classical nonfuzzy version of the proposed trading systems and to the buy-and-hold strategy. Results favor our fuzzy trading system in the two markets considered, NASDAQ100 and EUROSTOXX. Conclusions suggest that the use of fuzzy logic for capital management is promising and deserves further exploration. (©2015 Wiley Periodicals, Inc).

1. INTRODUCTION

In finance, the efficient market hypothesis (EMH) states that financial markets are “informationally efficient,” that is, existing share prices always incorporate and reflect all relevant information. In consequence, it is impossible for investors to either purchase undervalued stocks or sell stocks for inflated prices. The only way an investor can possibly obtain higher returns is by purchasing riskier investments. In other words, the time series of the returns from speculative assets are “unforecastable.” Some authors have studied in depth the implications of the EMH and offer guidance about the kind of forecasting approaches that may work even in financial markets.¹ However, they acknowledge that new financial prediction methods are expected to offer only short-lived profits, because once these methods become more widely used, their information may get incorporated into prices and they will cease to be successful. This frustrating perspective has not discouraged researchers and practitioners from seeking for a “money machine,” even if it is expected to have a short life span.

In the literature, mixed evidence on the profitability of the technical trading rules can be found. In Refs. 2 and 3, it is shown that technical trading rules are profitable. Gencay⁴ also approved that a more sophisticated approach that combines nonparametric models with technical strategies provided significant profits when tested against buy-and-hold (B&H) strategies. More recently, Vasileiou⁵ proved how even the simplest trading rules could take advantage of the market’s inefficiency and lead to profitable trading decisions. On the other hand, it seems that trading rules are not so profitable since 1986 due to their widespread use after their initial success.⁶ Bajgrowicz and Scaillet⁷ revisited the apparent historical success of technical trading rules on daily prices of the Dow Jones Industrial Average index from 1897 to 2011. They showed that an investor would never have been able to select the future bestperforming rules and concluded that their results seriously call into question the economic value of technical trading rules that has been reported for early periods. As it can be seen, the debate on the profitability of the simplest strategies is still open.

The rise of soft computing methods in the last few decades have also led to the exploration of more sophisticated approaches for the prediction of stock markets. As a result, intelligent

proposals such as optimization by genetic algorithms,^{8,9} nonlinear models based on neural networks,^{10,11} and fuzzy logic^{12,13} have become popular tools among quantitative traders. Atsalakis and Valavanis¹⁴ surveyed more than 100 related published articles that focus on neural and neurofuzzy techniques derived and applied to forecast stock markets. Through the surveyed papers, they showed that soft computing techniques are widely accepted to studying and evaluating stock market behavior. Similarly, Krollner et al.¹⁵ presented a survey of the recent literature on machine learning techniques and artificial intelligence used to forecast stock market movements.

Some approaches combine different soft computing methodologies, leading to even more sophisticated hybrid methods that aim to predict the markets. For example, an intelligent decision-making model to generate one-step forward investment decisions for stock markets was developed by the application of fuzzy neural networks and swarm intelligence.¹⁶ Particle swarm optimization algorithm was applied to select the best neural network for the future investment decisions. In a similar way, Bagheri et al.¹⁷ presented a hybrid intelligent method to forecast financial time series. Their methodology combined wavelet transform for the full decomposition of the time series as inputs of an adaptive network-based fuzzy inference system and at the same time, quantum-behaved particle swarm optimization to tune the adaptive neuro-fuzzy inference system membership functions. This combination of soft computing techniques was also shown in Ref. 18 by an integrated approach based on genetic fuzzy systems and artificial neural networks (particularly, self-organizing map network) for the construction of an expert system that predicts market prices. A further example that combines rough sets theory and genetic algorithms for stock price forecasting is shown in Ref. 19. Lam et al.²⁰ proposed a stock market timing system integrating a genetic algorithm with a fuzzy expert system. Genetic algorithm is used to optimize the selection of the fuzzy trading rules and the weights of these rules. In this line, Kuo et al.²¹ incorporated not only the technical indexes (quantitative factors) but also qualitative factors (i.e., knowledge of stock market experts) in a fuzzy neural network based on genetic algorithms to develop the knowledge base of the fuzzy inference rules that can measure the qualitative effect on the market. The references in this article are only a small sample of the literature on predicting stock markets, using soft computing methods.

However, forecasting the market behavior (including value, direction, volatility, or signals for enter and exit trades) is only one aspect of a trading system. Trading systems are mainly decision support systems that transform forecasts into buy/sell orders to exploit the “pockets of predictability” in financial markets. These decision support systems, according to Chande,²² consist of three main functions, namely (i) rules to enter and exit trades, (ii) risk control, and (iii) money management. It is surprising to find far fewer applications of soft computing methods dedicated to (ii) and (iii). Risk control is the strategy that can be used to protect the trading operations. The simplest strategies are stop-loss and take-profit orders, which are usually adjusted according to the market’s volatility. Another important aspect of trading systems is that they should manage capital in an efficient way. Different strategies are used by technical traders to determine the appropriate amount of money to invest each time: the Kelly criterion,^{23,24} the optimal-F,²⁵ and the fixed ratio.²⁶

This paper attempts to show how a given technical trading system can be enhanced with the help of fuzzy logic on both aspects, the definition of the trading rules and the money management. Fuzzy logic trading systems are easy to comprehend and modify, what benefits them against hybrid approaches that are often too cumbersome for traders.

The use of fuzzy logic in trading rules has been successfully explored in some works to represent the inherent uncertainty of trading signals and to incorporate the expertise of the trader

in the system. However, its use in money management is a less beaten track. But in capital management, fuzzy logic enables a more conservative decision than recommendations to buy or sell that invest all available funds in one position. On this point, our work is similar to the one by Gradojevic and Gencay,²⁷ in the sense that our fuzzy trading system addresses the dual purpose of market timing (“when to trade”) and order size (“how much to trade”).

Regarding the trading rules, they can be based on charting and/or on technical indicators. Charting is mainly a visual activity, looking for patterns in the price time series. There are examples of fuzzy logic-assisted charting such as the work by Zhou and Dong,¹³ who used a fuzzy representation of the time series to look for some of the well-known pattern templates in technical trading, and Lee et al.¹² who proposed a fuzzy representation of candlestick time series data. On the other hand, technical indicators are used to forecast the direction of prices, to identify good entry and exit points for the trade, or to determine the long-term trend. There is a diverse catalogue of indicators,²⁸ and also some technical traders create their own indicators to guide them in the decision making. Other works proposed fuzzy versions of technical financial indicators to control the uncertainty that arises due to the potential imprecision, incompleteness, and unreliability of the technical indicators themselves. For instance, Dourra and Siy²⁹ proposed the fuzzification of technical indicators and rules to generate buy, sell, and hold signals. Gradojevic and Gengay²⁷ combined standard moving average and filter strategies with fuzzy control methodology, which results in improved profitability. Escobar et al.³⁰ created their own fuzzy indicator that uses as inputs: the risk aversion of the investor and market information such as the profitability and volatility of the stock prices, while the outputs are the buy and sell signals.

We present herein an adaptation of a market strategy to the fuzzy context and investigate the role of fuzzy logic in a trading system. Both the trading rules and the technical indicators are based on the fuzzy approach. The output of the decision system is also a fuzzy variable that represents the uncertainty of the prediction that characterizes the buy-sell signals. The proposed intelligent decision system provides a conservative risk management strategy using stop-loss and stop-profit orders, but it also includes a fuzzy estimation of the amount to be invested based on the optimal-F formula.²⁵

Finally, our fuzzy trading system has been compared to two versions of the same trading system, one semifuzzy and one nonfuzzy, and to the B&H strategy, which is a standard benchmark in the literature (see, e.g., Refs. 19, 20, and 27). The results obtained are promising in terms of profitability. It also shows how to apply fuzzy logic in trading systems in a simple but yet effective way.

The remainder of this paper is organized as follows. In Section 2, the trading system is explained and the fuzzy indicators are detailed, including the new proposed in this paper. Section 3 focuses on classical and fuzzy money management techniques implemented in our decision system. Section 4 presents the experimental setup and compares and discusses the results obtained by the fuzzy and analytic methods. Section 5 concludes the paper and suggests some possible future work.

2. TRADING SYSTEM

In this section, the main components of the intelligent trading system developed are described. First, we consider a system based on a classical strategy, as it would be used by a technical trader. Then, we proposed two fuzzy versions of the trading process: one includes the rules and the other includes capital management. The trading system is based on the use of two known technical indicators and a third one proposed by us.

2.1. Technical Indicators

The field of technical analysis dates back to the early 20th century when Charles Dow wrote a series of articles describing systematic phenomena in the stock markets. Since then many types of indicators have been proposed (see, for instance, Refs. 28 and 31). The most popular ones are the moving averages, but also more sophisticated indicators are widely used by technical traders.

In our case, we used a set of three technical indicators. Two of them are well-known relative strength index (RSI) and average directional movement index (ADX); the first is a momentum oscillator that accounts the increase or fall in price, whereas the second one represents trend strength. The third is a new custom indicator that produces short and long entry signals. It is based on the crossing of two moving averages of different size with a moving average convergence divergence (MACD) filter. The moving average crossing is expected to detect changes in the current trend of the prices time series, whereas the MACD is expected to indicate subtle shifts in the strength and direction of a trend. They are described below.

2.1.1. Relative Strength Index

RSI is a well-known technical indicator proposed by Wilder³¹ that represents the momentum of a financial time series. Momentum is the rate of the price increment or falling. Its value ranges between 0 and 100. RSI at time t is defined as follows:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1+RS}, \quad (1)$$

where RS is the relative strength of the last n sessions and it is defined as

$$RS = \frac{\text{Average_profit}_t(n)}{\text{Average_loss}_t(n)}, \quad (2)$$

where $\text{Average_profit}_t(n)$ and $\text{Average_loss}_t(n)$ are the average of the profits or losses, respectively, obtained in the last n sessions, that is, from time t to time $t - (n - 1)$. However, these values are usually estimated using the following smoothing equations:

$$\text{Average_profit}_t(n) = \frac{\text{Average_profit}_{t-1}(n) \cdot (n-1) + \text{profit}_t}{n} \quad (3)$$

$$\text{Average_loss}_t(n) = \frac{\text{Average_profit}_{t-1}(n) \cdot (n-1) + \text{loss}_t}{n} \quad (4)$$

If a session t results in profits, then $\text{loss}_t = 0$ and if it results in loss, then $\text{profit}_t = 0$. The RSI compares profits (bearish trending) and losses (bullish trending) of the last n sessions. Wilder recommends a number of sessions $n = 14$. A common interpretation of the RSI index is that it suggests oversold state of the asset under analysis for values <30 and similarly, overbought states for values >70 .

2.1.2. Average Directional Movement Index

Average directional movement index (ADX) measures the strength of a trend and if there is movement in the market.³¹ This indicator is calculated as follows:

$$ADX = \frac{DI_+ - DI_-}{DI_+ + DI_-}, \quad (5)$$

The so-called positive directional indicator (DI+) and the negative directional indicator (DI-) are given by

$$DI_+ = \frac{DM_+}{TR}, \quad (6)$$

$$DI_- = \frac{DM_-}{TR}, \quad (7)$$

where DM_+ and DM_- are the plus and minus directional movement, respectively, and TR is the true range value calculated in the period under consideration. The DM_+ determines the strength of the bullish movement using the following rule:

$$DM_+ = \begin{cases} high_t - high_{t-1} & \text{if } (high_t - high_{t-1}) > (low_{t-1} - low_t) \\ 0 & \text{if } (high_t - high_{t-1}) \leq (low_{t-1} - low_t) \end{cases} \quad (8)$$

where $high_t$ and low_t are the highest and lowest values in session t respectively. In the same way, DM_- determines the strength of the bearish movement using the following rule:

$$DM_- = \begin{cases} low_{t-1} - low_t & \text{if } (high_t - high_{t-1}) < (low_{t-1} - low_t) \\ 0 & \text{if } (high_t - high_{t-1}) \geq (low_{t-1} - low_t) \end{cases} \quad (9)$$

The definition of the TR is given in Equation (21). It is easy to see that the TR has no effect on ADX (5) as it is present in both the numerator and denominator. However, we have reported the ADX definition as it appears in most trading books.

The ADX ranges between 0 and 100. For values less than 20, it is assumed that the asset analyzed follows a lateral movement. But if ADX is greater than 20, it may be considered that there is a trend in the time series. Values greater than 40 are usually associated with a strong trend. ADX is nondirectional so it quantifies the trend strength regardless it is up or down.

2.1.3. My Moving Average Convergence Divergence

My moving average convergence divergence (MyMACD) is a new custom indicator proposed in this work. On the one hand, the MACD indicator is based on the crosses of two exponential moving averages (EMAs), one fast (short period) and another one slow (long period). This indicator is expected to detect changes in the trend of the prices³² and is usually applied as entry signal for short and long positions. It is a trend-following momentum indicator. We have used the information provided by this technical indicator to create rules that will help to analyze the performance of values confirming a trend. This avoids typical too-sensitive behavior of the moving average crossovers so we can avoid false market entries as far as possible.

The MACD indicator is based on three time series calculated from historical price data. The first time series is the MACD, which is estimated at time t as

$$MACD_t = SMA_t(m, price_{ts}) - SMA_t(n, price), \quad (10)$$

where $m < n$ and $SMA_t(p, ts)$ is the simple moving average of p periods estimated at time t , for the time series ts .

$$SMA = \frac{ts_t + ts_{t-1} + \dots + ts_{t-(p-1)}}{p} \quad (11)$$

In this expression, ts_t is the current value of the time series ts . As it can be seen in Equation (10), the MACD indicator is the difference between two MAs: the slow one, $MA_t(m, price)$ and the fast one, $MA_t(n, price)$.

In addition, the MACD indicator uses the signal time series that is defined at time t as

$$Signal_t = EMA_t(s, MACD), \quad (12)$$

where $EMA_t(s, MACD)$ is the exponential smoothing average of s periods of the MACD. The EMA of p periods at time t for the time series ts is defined as follows:

$$EMA_t(p, ts) = \alpha \cdot ts_t + (1 - \alpha)EMA_{t-1}(p, ts), \quad (13)$$

where the smoothing factor α is $\alpha = 2/(1 + p)$, ts_t is the current value of the time series ts , and $EMA_{t-1}(p, ts)$ is the previous value of the EMA.

Finally, the MACD indicator uses the divergence time series

$$Divergence_t = MACD_t - Signal_t(s, MACD). \quad (14)$$

The values of m , n , and l are usually 12, 26, and 9 days, respectively.

Our MyMACD indicator checks two conditions to determine whether it is convenient to enter the market with a long or a short position. If none of them is met then the order “no entry” is suggested. The condition for the long entry is,

$$Divergence_t > 0 \ \& \ Divergence_{t-1} \leq 0 \quad (15)$$

While the condition for the short entry is:

$$Divergence_t < 0 \ \& \ Divergence_{t-1} \geq 0 \quad (16)$$

If any of the conditions is met, then we estimate the strength of the signal by,

$$strenght = Q - \frac{3 \cdot (\text{open}_t - \text{open}_{t-1})}{\text{Max_diff_open}} - \frac{3 \cdot (Divergence_t - Divergence_{t-1})}{\text{Max_diff_Divergence}} - \frac{10 \cdot (SMA_t(m, price) - SMA_t(n, price))}{\text{Max_diff_SMA}}. \quad (17)$$

where open_t is the open value in session t . The reference value is $Q = 25$ if the condition met is the short one, $Q = 75$ if the condition met is the long one, and the strength is 50 if none of the conditions is true.

$$\text{Max_open_price} = \max_z |open_t - open_{t-1}|, \forall z = 1, \dots, t, \forall z = 1, \dots, t \quad (18)$$

$$\text{Max_diff_Divergence} = \max_z |Divergence_t - Divergence_{t-1}|, \forall z = 1, \dots, t \quad (19)$$

$$\text{Max_diff_SMA} = \max_z |SMA_t(m, price) - SMA_t(n, price)|, \forall z = 1, \dots, t \quad (20)$$

The output of Equation (17) can be interpreted as follows. The lower the value of Q (less than 25), the stronger the long entry signal. On the contrary, the higher the value of Q (greater than 75), the stronger the short entry signal. A value around 50 shows a neutral tendency.

The reason of using SMAs instead of EMAs is the fact that EMAs may provide false entries to the market because of its speed and its ability to represent the most recent price movements. Therefore, SMA is expected to offer a more conservative view than EMAs.

2.2. Entry Rules

The proposed trading system is based on a set of rules that combines the RSI, ADX, and MyMACD indicators to generate two output signals, *bullish* and *bearish*, which are responsible for entering the market. The bullish output indicates that prices are expected to rise high, and therefore, it is suggested to enter the market with a long position. Moreover, the bearish output indicates the prices will drop and then it suggests entering the market with a short position.

In this article, we will compare the classic (crisp) version of the trading system with its fuzzy counterpart. The conventional one is based on analytic rules, whereas the second uses fuzzy rules with the information given by the fuzzification of the indicators. They are described below.

Table I. Rules of the classic trading system: Bullish signal.

	MyMACD		RSI		ADX		Bullish
if	>15 &<35	&	>30 &<85	&	>25&<55	then	1
elseif	>15 &<35	&	>25 &<85	&	>55	then	1
elseif	>15 &<35	&	<25	&	>25&<55	then	1
elseif	>15 &<35	&	<25	&	<25	then	1
elseif	>15 &<35	&	<25	&	>55	then	1
elseif	<15 >85 (>35&<65)	&	<25	&	>25&<55	then	1
else						then	0

Table II. Rules of the classic trading system: Bearish signal.

	MyMACD		RSI		ADX		Bearish
if	>65 &<85	&	>85	&	>25&<55	then	1
elseif	>65 &<85	&	>85	&	<55	then	1
elseif	>65 &<85	&	>85	&	>55	then	1
elseif	>65 &<85	&	>35 &<85	&	>25&<55	then	1
elseif	>65 &<85	&	>35 &<85	&	>55	then	1
elseif	<15 >85 (>35&<65)	&	>85	&	>25&<55	then	1
else						then	0

2.2.1. Rules of the Classic Trading Strategy

This classical trading system is based on a set of fixed rules. The inputs are positive integer numbers and the outputs are binary values (1: yes or 0: not). The inputs express certain combination of conditions that, according to the trader belief, represent a bullish market. In our case, the antecedents are the three indicators we are dealing with. Regarding the output, the signal does not advice on the strength level of the entry but only the convenience of entering or exiting the market. The rules are shown in Table I (*bullish*) and Table II (*bearish*).

2.2.2. Fuzzy Trading Rules

Fuzzy logic, by its very nature, tolerates uncertainty in decision making.³³ In a trading system, it can be used to describe the output of technical indicators and trading signals by imprecise linguistic terms. Thus, a trader is able to create a trading system that best represents the experttrtt according to the trader belief, reproduces a “continuous” output decision using imprecise inputs.

In our system, technical indicators and output conditions have been fuzzified as shown in Figure 1. Three fuzzy sets are defined for the MyMACD input variable: LONG, SHORT, and WAIT. They represent long position, short position, and no position at all, respectively. It is important to remark that WAIT, which is between LONG and SHORT, not only represents a market with sideways movement but it is also located at the extremes of the range of possible values of the indicator. This means that very extreme positions are typically followed by a market movement in the opposite direction (Figure 1, top left).

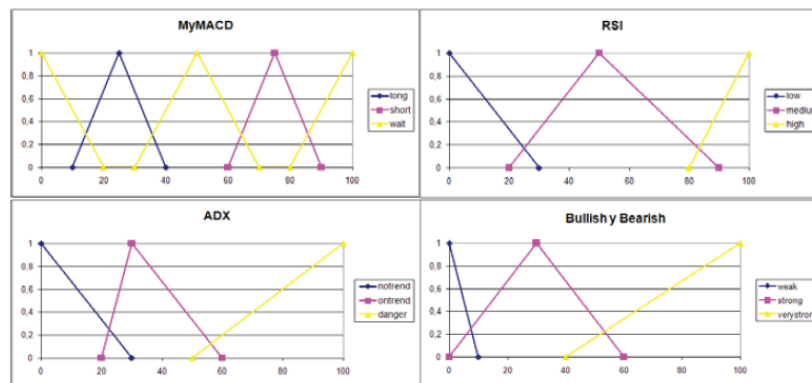


Figure 1. Fuzzification of the indicators and outputs.

Again three fuzzy sets are assigned to the RSI indicator, LOW, MEDIUM, and HIGH, depending on the value of this technical indicator (Figure 1, top right). Analogously, the output of the ADX indicator is associated with three fuzzy sets: NOTTREND, for low value; ONTTREND, for medium values; and DANGER, for high values. The latter represent that the current trend is very likely coming to an end (Figure 1, bottom left). The *bullish* and *bearish* outputs are described by the fuzzy sets WEAK, STRONG, and VERYSTONG, whose names are self-explanatory (Figure 1, bottom right). For the sake of simplicity and without losing generality, all the fuzzy sets are represented by triangular membership functions.

Following the experience and expertise of a trader, the following set of *if-then* rules has been defined (Table III). The rules have two consequents (bullish and bearish), with fuzzy outputs: WEAK, meaning the system should not enter the market; STRONG and VERYSTRONG, which suggest entering the market with different strength level.

A Mamdani fuzzy system³⁴ with operators based on the maximum (or) and minimum (and) is used. The defuzzification is carried out by the centroid method.

2.3. Exit Conditions

For both classic and fuzzy trading systems, the same exit conditions (*stop-loss* and *stop-profit*) are set up. If the system indicates an entry into the market, a protective stop threshold is established. If it is exceeded, market exit takes place. Thus, the maximum losses for each trade are limited and will be used for the calculation of capital to invest. Similarly, an income threshold (*stop-profit*) to determine the market exit is established, but now this exit is due to the fact that it is expected to have exceeded revenues. This will ensure prudential profits avoiding the market taking an unexpected turn.

Table III. Fuzzy rules of the trading system.

MyMACD	RSI	ADX	Bullish	Bearish
LONG	HIGH	ONTREND	WEAK	WEAK
LONG	HIGH	NOTREND	WEAK	WEAK
LONG	HIGH	DANGER	WEAK	WEAK
LONG	MEDIUM	ONTREND	VERYSTRONG	WEAK
LONG	MEDIUM	NOTREND	WEAK	WEAK
LONG	MEDIUM	DANGER	STRONG	WEAK
LONG	LOW	ONTREND	VERYSTRONG	WEAK
LONG	LOW	NOTREND	STRONG	WEAK
LONG	LOW	DANGER	STRONG	WEAK
SHORT	HIGH	ONTREND	WEAK	VERYSTRON
SHORT	HIGH	NOTREND	WEAK	STRÖNG
SHORT	HIGH	DANGER	WEAK	STRONG
SHORT	MEDIUM	ONTREND	WEAK	VERYSTRON
SHORT	MEDIUM	NOTREND	WEAK	WEAK
SHORT	MEDIUM	DANGER	WEAK	STRONG
SHORT	LOW	ONTREND	WEAK	WEAK
SHORT	LOW	NOTREND	WEAK	WEAK
SHORT	LOW	DANGER	WEAK	WEAK
WAIT	HIGH	ONTREND	WEAK	STRONG
WAIT	HIGH	NOTREND	WEAK	WEAK
WAIT	HIGH	DANGER	WEAK	WEAK
WAIT	MEDIUM	ONTREND	WEAK	WEAK
WAIT	MEDIUM	NOTREND	WEAK	WEAK
WAIT	MEDIUM	DANGER	WEAK	WEAK
WAIT	LOW	ONTREND	STRONG	WEAK
WAIT	LOW	NOTREND	WEAK	WEAK
WAIT	LOW	DANGER	WEAK	WEAK

Both thresholds are estimated according to the price volatility at the moment of the operation. The average true range (ATR) of m sessions will be used as volatility indicator. The average of the TR is defined as follows:

$$TR = \text{Max}(M_t - m_t, M_t - c_{t-1}, m_t - c_{t-1}), \quad (21)$$

where m is obtained by applying an optimization technique, in our case genetic algorithms. The value of M_t is the highest price in session t ; m_t is the lowest price in session t , and c_{t-1} is the close value of the previous session, that is, $t - 1$.

In our system, the *stop-loss* is the price of market entry minus twice the value of ATR of m sessions. The *stop-profit* will be the price of market entry plus 1.5 times the ATR of m sessions.

3. MONEY MANAGEMENT

So far we have presented the fuzzy trading system with a simple risk management strategy. Now we will use the output of the fuzzy trading rules to make a decision on the money to invest. More precisely, we will use a modification of the optimal-F that uses as input the fuzzy output of the intelligent trading system.

The optimal-F, proposed by Vince,²⁵ provides a way to calculate the exact amount to invest to produce a geometric growth of profits. It is based on the result of previous trades, increasing the percentage to invest when the winning trades are frequent, and decreasing it when losing trades appear.

The result is a percentage to be applied to the capital available for investment. The optimal-F is calculated finding the fraction f that maximizes the terminal wealth relative (TWR) value:

$$TWR(f) = \prod_{i=1}^n HPR_i(f) \quad (22)$$

where $HPR_i(f)$ is the holding Period Return, which is the return factor for each operation given by:

$$HPR_i(f) = 1 + \frac{f \cdot (\text{return}_i)}{\text{Risk_Factor}}, \quad (23)$$

and return, is the result of trade i . *Risk_Factor* is usually the absolute value of the worst trade result so far.

However, the theoretically optimal value of f is seldom used because it is considered too risky. Instead, the so-called liquid-F (or fractional-F) is applied. This fractional-F is generally 10% of the optimal-F.

Figure 2 represents the gain curve against the risk assumed. It is possible to observe that the optimal-F is close to the highest point of the Gaussian curve. Nevertheless, the liquid-F, 10% of the later, is located on the left side (less risk, less profit).

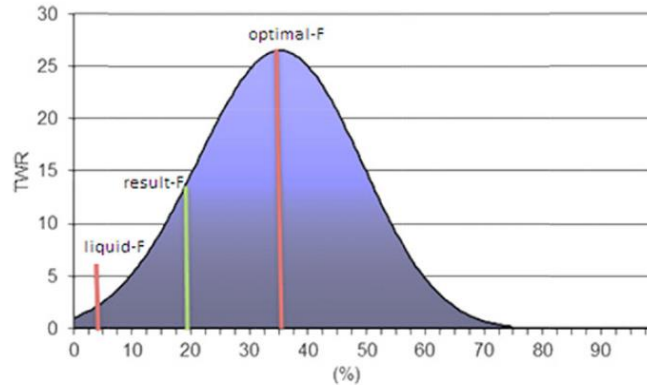


Figure 2. Representation of the optimal-F, result-F, and liquid-F.

In our fuzzy trading system, the capital investment will be an amount in that range and it will be estimated as

$$custom_F = liquid_F + \frac{(output - threshold) \cdot range_F}{range_{ind}}, \quad (24)$$

where $optimal_F$ is the optimal-F value, $output$ is bullish or bearish; $threshold$ is the minimum output value of the system that fires the entry (in this case, this value is 15); $range_F$ is the range between the optimal-F and the liquid-F, which is $0.9optimal_F$ (90%), because the liquid-F is $0.1optimal_F$ (10%); $range_{ind}$ is the range of the system output, which is 85 - the maximum is 100 and the minimum is 15, as mentioned above-.

Once the optimal-F has been obtained, we have to estimate the number of shares

$$\# \text{ shares} = \frac{capital \cdot custom_F}{stoploss}, \quad (25)$$

where $capital$ is the available money to be invested and $stop-loss$ is the value used as market exit condition. It is important to take into account that the above formula (25) does consider the share price. In case of not having enough capital to purchase the estimated number of shares, the maximum possible number of shares will be acquired, even if it is less than expected.

4. EXPERIMENTAL SET UP

In this section, we are going to show and compare the performance of three trading systems. They have been implemented using the Ninja Trader (NT) software. The systems are as follows:

- **Fuzzy IC:** a fuzzy trading where fuzzy information is used for both, the rules and indicators (see Section 2.2.2), and for capital management (see Equations (24) and (25)).
- **Fuzzy I:** an intelligent trading system where fuzzy logic is applied to rules and technical indicators but the capital to invest is estimated using the liquid-F (10% of the optimal-F).

- **Classical:** the trading system does not incorporate fuzzy logic neither in the indicators nor in managing the capital. It uses the classic trading rules described in Section 2.2.1 and all the available capital is invested each time.

In addition, the strategy B&H is used as a benchmark, as it is usually done in this field.^{19,20,27} B&H is an investment strategy where traders buy stocks and hold them for a long time. In this case, the entry into the market takes place the first day of the validation period and the marketing exit is the last day.

The trading systems have been tested in two different markets: NASDAQ100 and EUROSTOXX. The validation period goes from 22nd December 2012 to 22nd December 2013. These two markets present quite a different behavior during this period. The NASDAQ100 shows a strong bullish behavior in contrast to the EUROSTOXX, which starts moving sideways and then exhibits a bullish behavior. The fact of considering two different markets over a validation period of 2 years has made possible to test the profitability of our intelligent trading system in different situations.

Table IV. Training and validation periods using the sliding windows

Training		Validation	
Start	End	Start	End
22-Dec-10	22-Dec-11	22-Dec-11	22-Mar-12
22-Mar-11	22-Mar-12	22-Mar-12	22-Jun-12
22-Jun-11	22-Jun-12	22-Jun-12	22-Sep-12
22-Sep-11	22-Sep-12	22-Sep-12	22-Dec-12
22-Dec-11	22-Dec-12	22-Dec-12	22-Mar-13
22-Mar-12	22-Mar-13	22-Mar-13	22-Jun-13
22-Jun-12	22-Jun-13	22-Jun-13	22-Sep-13
22-Sep-12	22-Sep-13	22-Sep-13	22-Dec-13

The first portfolio considers 10 securities of NASDAQ100 market; more precisely, the first 10 securities taken in alphabetical order. These companies are as follows: Apple (AAPL), Adobe (ADBE), ADP (ADP), Autodesk (ADSK), Akamai Technologies (AKAM), Altera (ALTR), Alexion Pharmaceuticals (ALXN), Applied Materials (AMAT), Amgen (AMGN), and Amazon (AMZN). The second portfolio uses a set of nine securities of EUROSTOXX, chosen from different countries and different sectors: banking, insurance, financial services, and real estate. For now, we are not especially interested in obtaining a portfolio with noncorrelated stocks. The nine companies of EUROSTOXX are as follows: Aegon (AGN), Allianz (ALV), Deutsche Boerse (DB1), Banco de Sabadell (SAB), Santander (SAN), BME (BME), Credit Agricole (ACA), SAMPO (SAMAS), and British Land Company (BLND).

The trading systems will be tested using a sliding window of 3 months. Each trading system will be trained (optimized) with data from the previous year and it will be validated over a period of 3 months. After this period, the trading system is again reoptimized. The training and validation periods are shown in Table IV.

The training period is used to estimate the optimal value of the parameters m , n , and s , being m and n the number of sessions of the short and long moving average of the MyMACD indicator, respectively; the s value corresponds to the MACD filter. The interval of explored values for each variable is $m \in [2,25]$, $n \in [15,40]$, and $s \in [1,9]$. The values are calculated using the genetic algorithm included in the NT platform, where the fitness function is the net profit. The configuration parameters of the genetic algorithm are as follows:

- No. of Generations: 5
- Crossover Rate (%): 80.00
- Generation size: 25
- Mutation Rate (%): 2.00
- Mutation Strength (%): 2.00
- Reset Size (%): 4.00
- Stability Size (%): 4.00
- Keep best no. results: 10

Table V. Net profit of the NASDAQ100 stocks.

Company	Classical	Fuzzy I	Fuzzy IC
AAPL	-154.88	340.09	556.39
ADBE	-493.13	613.38	1287.51
ADP	469.53	1215.33	969.98
ADSK	315.96	-163.54	744.82
AKAM	877.48	-422.76	781.70
ALTR	-188.11	42.18	561.67
ALXN	96.63	467.10	368.69
AMAT	-324.06	-252.83	555.38
AMGN	-541.27	-368.04	466.41
AMZN	708.70	6.43	584.95

Table VI. Net profit of the EUROSTOXX stocks.

Company	Classical	Fuzzy I	Fuzzy IC
AGN	621.90	80.91	-163.58
ALV	2553.08	-201.85	352.16
DB1	-793.79	310.01	-233.95
SAB	-199.38	-378.02	1044.59
SAN	-926.75	755.62	792.32
BME	-570.12	398.15	535.02
ACA	227.91	251.44	924.35
SAMAS	45.66	117.05	1256.38
BLND	-718.00	20.20	-391.8

Table VII. Trading results for the fuzzy IC approach (NASDAQ100).

Company	Net profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Average trade	Average profit trade	Average loss trade	Avg profit/avg loss
AAPL	556.39	-13.65	21	11	10	0.79	4.42	-4.07	1.08
ADBE	1287.51	-8.73	21	13	8	1.58	4.07	-2.65	1.54
ADP	969.58	-4.58	20	12	8	0.79	2.37	-1.61	1.47

ADSK	742.82	-10.68	22	15	7	0.99	3.92	-6.07	0.65
AKAM	781.70	-22.33	14	12	2	1.17	4.02	-11.40	0.35
ALTR	561.67	-7.44	16	8	8	1.14	4.05	-2.87	1.41
ALXN	368.69	-13.27	22	12	10	0.13	5.30	-6.22	0.85
AMAT	555.38	-12.08	24	13	11	0.37	3.77	-3.53	1.07
AMGN	466.41	-6.43	11	7	4	1.37	2.86	-1.88	1.52
AMZN	584.95	-4.33	11	7	4	1.05	2.95	-2.35	1.26

For the validation period, an initial capital of \$6000 for each stock is assumed to be available. The net profit during the validation period is shown in Table V (NASDAQ100) and Table VI (EUROSTOXX). The value of each cell means the net profit in dollars (values in italic denote a loss). Tables VII-XII show details of the operations for the three approaches (fuzzy IC, classical, and fuzzy I) for both the NASDAQ100 and the EUROSTOXX cases.

Table VIII. Trading results for the fuzzy I approach (NASDAQ100).

Company	Net profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Average trade	Average profit trade	Average loss trade	Avg profit/avg loss
AAPL	340.09	-20.74	23	13	10	0.08	3.82	-4.87	0.79
ADBE	613.38	-10.94	24	16	8	0.85	3.16	-4.28	0.74
ADP	1215.33	-4.58	17	13	4	1.41	2.18	-1.20	1.82
ADSK	-163.54	-17.24	22	10	12	-0.49	4.96	-5.30	0.94
AKAM	-422.76	-15.39	20	9	11	-1.13	3.69	-4.84	0.76
ALTR	42.18	-4.65	12	7	5	0.09	2.24	-2.69	0.83
ALXN	467.10	-11.25	13	9	4	1.38	4.08	-5.13	0.80
AMAT	-252.83	-9.74	24	12	12	-0.38	3.69	-3.98	0.93
AMGN	-368.04	-8.18	10	3	7	-1.43	2.50	-3.48	0.72
AMZN	6.43	-7.64	14	8	6	-0.19	2.95	-4.40	0.67

Table IX. Trading results for the classical approach (NASDAQ100).

Company	Net profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Average trade	Average profit	Average loss	Avg profit/avg loss
AAPL	-154.86	-10.41	10	5	5	-0.15	4.15	-4.53	0.92
ADBE	-493.13	-10.75	9	4	5	-0.93	3.21	-4.14	0.78
ADP	469.53	-3.78	13	9	4	0.59	2.19	-2.98	0.73
ADSK	315.96	-5.30	4	3	1	1.32	3.52	-5.30	0.66
AKAM	877.48	-2.23	5	3	2	2.91	5.79	-1.41	4.10
ALTR	-188.11	-5.25	5	2	3	-0.64	4.04	-3.75	1.08
ALXN	96.63	-10.55	7	4	3	0.40	6.24	-7.76	0.80
AMAT	-324.06	-6.90	7	3	4	-0.79	4.59	-4.83	0.95
AMGN	-541.27	-5.62	8	3	5	-1.18	2.72	-3.36	0.81
AMZN	708.70	-5.88	9	6	3	1.33	3.94	-3.79	1.04

Table X. Trading results for the fuzzy IC approach (EUROSTOXX).

Company	Net profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Average trade	Average profit trade	Average loss trade	Avg profit/avg loss
AGN	-163.58	-14.71	25	11	14	3.97	3.50	-3.47	1.01
ALV	352.16	-5.63	20	12	8	1.23	3.73	-2.81	1.33
DB1	-233.95	-20.30	18	8	10	-0.61	3.35	-3.49	0.96
SAB	1044.59	-13.64	22	16	6	3.46	6.52	-6.48	1.01
SAN	792.32	-10.75	22	15	7	36.76	75.09	-38.95	1.93
BME	535.02	-10.97	20	14	6	1.21	3.33	-3.68	0.90
ACA	924.35	-6.68	16	13	3	4.41	6.32	-4.11	1.54
SAMAS	1256.38	-7.20	22	17	5	1.46	3.06	-3.92	0.78
BLND	-391.80	-4.78	17	8	9	-0.80	2.10	-2.97	0.71

Table XI. Trading results for the fuzzy I approach (EUROSTOXX).

Company	Net profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Average trade	Average profit trade	Average loss trade	Avg profit/avg loss
AGN	80.91	-8.90	20	10	10	10.75	3.90	-3.17	1.23
ALV	-201.85	-12.66	28	14	14	-0.17	2.55	-3.03	0.84
DB1	310.01	-6.52	14	9	5	0.98	3.70	-4.02	0.92
SAB	-378.02	-20.69	23	10	13	-0.29	6.87	-6.85	1.00
SAN	755.62	-10.00	18	14	4	38.20	61.19	-22.40	2.73
BME	398.15	-10.97	24	16	8	0.71	3.53	-3.63	0.97
ACA	251.44	-12.39	20	12	8	1.55	6.29	-5.75	1.09
SAMAS	117.05	-9.05	19	12	7	-0.08	2.19	-3.61	0.61
BLND	20.20	-9.96	22	13	9	0.05	2.76	-3.72	0.74

Table XII. Trading results for the classical approach (EUROSTOXX).

Company	Net profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Average trade	Average profit trade	Average loss trade	Avg profit/avg loss
AGN	621.90	-8.26	8	5	3	9.79	4.10	-6.38	0.64
ALV	2553.08	0	9	9	0	4.58	4.58	0.00	0.05
DB1	-793.79	-8.71	8	3	5	-1.67	3.22	-4.74	0.68
SAB	-199.38	-14.96	13	7	6	-0.23	7.87	-9.16	0.86
SAN	-926.75	-10.47	7	3	4	-16.35	11.25	-26.44	0.43
BME	-570.12	-8.10	12	6	6	-0.71	3.51	-4.96	0.71
ACA	227.91	-18.58	10	5	5	0.71	9.18	-8.24	1.11
SAMAS	45.66	-7.28	12	9	3	-0.01	1.72	-4.94	0.35
BLND	-718.00	-9.89	8	3	5	-1.47	2.11	-3.62	0.58

In terms of net profit, the fuzzy IC system is superior to fuzzy I and classical. In fact, in the NASDAQ100 market, the classical approach has losses in 5 of the 10 cases; the fuzzy system has losses in four cases, while there are no losses reported in the fuzzy IC approach. In the EUROSTOXX market, again the net profit is higher for the fuzzy IC strategy in comparison to the fuzzy I and classical approaches. In this case, the fuzzy I has the minimum number of stocks

with losses (two cases in comparison with the three cases obtained with the fuzzy IC system). Nevertheless, the fuzzy IC average profit is greater.

The fuzzy approaches perform more trading operations than the classic. It is important to remark that each fuzzy systems has been optimized independently, thus the number of trades are different. In general, the fuzzy IC obtains more positive than negative trades and therefore, the average profit over average loss ratio is usually greater than 1. This means higher trading operations. These are quite desirable properties for a trading system. However, the maximum drawdown (DD) in each stock is also quite high. The DD measures the maximum decrease (in percent) that occurs in the curve of capital during the period considered. Indeed, the DD is higher

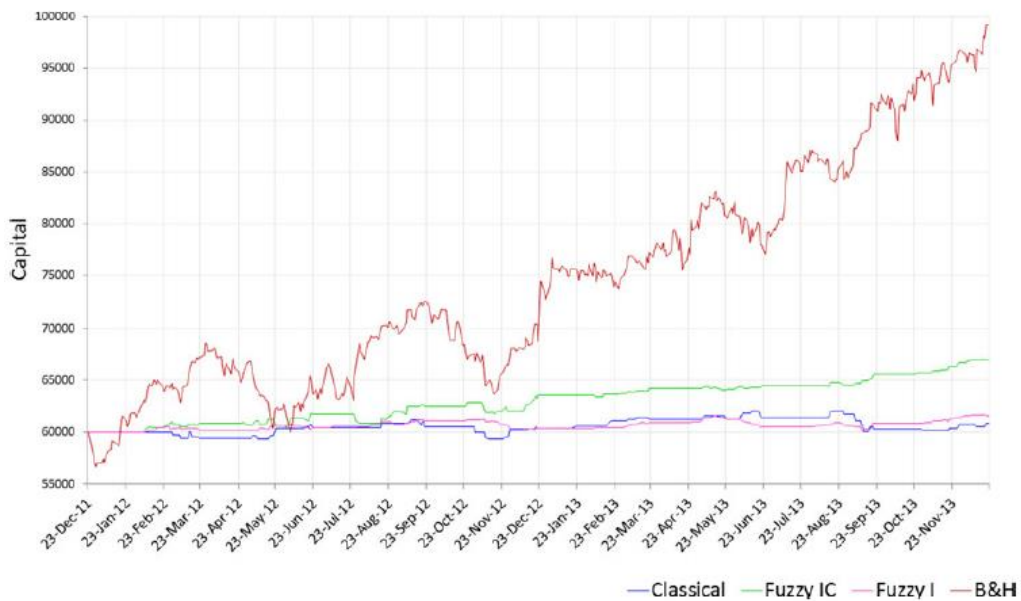


Figure 3. Evolution of the capital for the three trading strategies in the NASDAQ100 portfolio.

than in its classic counterpart, which might be due to the fact that the classic trading system performs fewer trades. But this disadvantage of the fuzzy IC trading system regarding the DD of particular stocks is not serious, as it can be greatly alleviated if we consider the cumulative performance of stocks set. This might not be the case only if the negative trades tend to occur during the same period.

As it has been said, we have considered 10 NASDAQ100 stocks and nine stocks of EUROSTOXX market, allocating an initial amount of 6000 monetary units (euros or dollars, depending on the market) to each stock. The evolution of the capital for the three trading systems in the two portfolios is shown in Figures 3 and 4. The B&H strategy has been also represented. It is assumed that shares are bought at the beginning of the validation period and are sold at the end.

Figures 3 and 4 prove that the fuzzy IC trading system (green line) gives better results than the classical (blue line) and the fuzzy I (purple line). Nonetheless, although the B&H strategy (red line) outperforms the other trading systems in terms of capital evolution, it presents much higher variability and long DD periods and features that are not desirable for a trading system. The B&H strategy shows that the NASDAQ100 portfolio exhibited an upward trend during the validation period (Figure 3, red line), while for the EUROSTOXX portfolio it presented a sideways performance during the first year and an upward trend during the second one (Figure 4, red line). The three trading systems implemented obtain profits over the 2-year period and show a more conservative, that is, less risky behavior than the B&H. Results confirm that the fuzzy IC trading system is superior to the other two. It obtains higher profits (green line, Figures 3 and 4), around 11.45% for the NASDAQ100 portfolio and 7.62% for the EUROSTOXX market. It can be considered a very good trading system. On the other hand, the fuzzy I (purple line) behaves only slightly better than the classic approach (black line), suggesting that a significant part of the improvement is due to the combination of both, the fuzzy indicators and the fuzzy management of the capital.

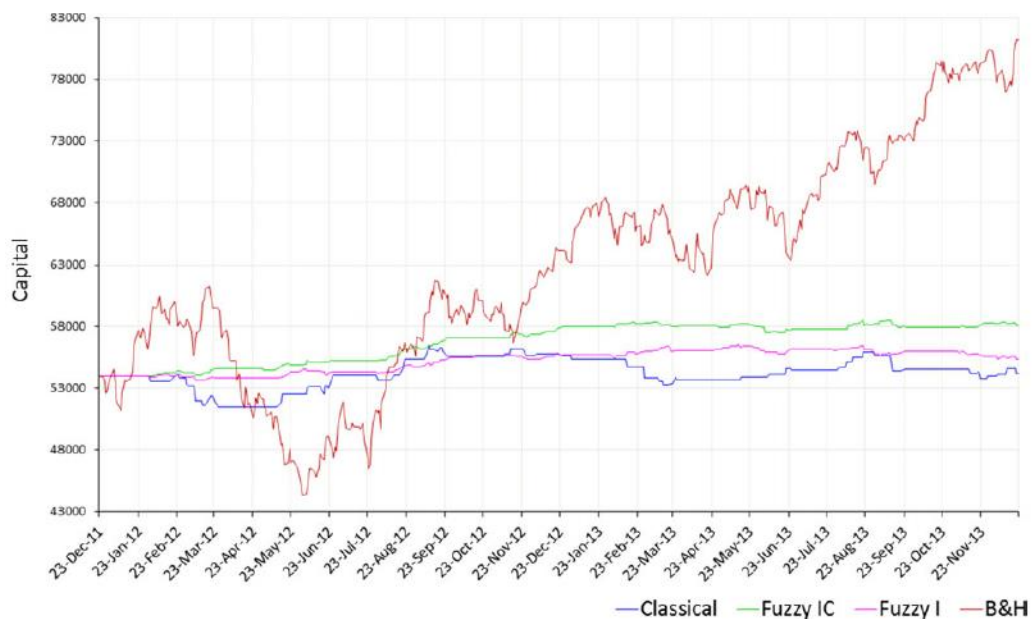


Figure 4. Evolution of the capital for the three trading strategies in the EUROSTOXX portfolio.

In addition, it is worth noting that the fuzzy IC trading system presents a smooth and steady upward trend during the whole validation period. This intelligent decision system also behaves well when the B&H strategy loses money, that is, when the market goes down. These properties, namely, steady profitability and robustness under different circumstances, are quite desirable.

Although the evidence of these experiments may be limited, results are encouraging and suggest that the use of fuzzy logic in trading systems for both the definition of indicators and rules, and capital management should be paid more attention.

5. CONCLUSIONS

Because of its ability to deal with uncertainty and vagueness, fuzzy logic is a suitable tool for trading systems. In this paper, a trading system with fuzzy indicators (including a new one proposed by the authors), fuzzy trade rules, and fuzzy capital management is proposed. Additionally, the trading systems developed in this work not only give advice on when to enter or exit the market, but also on how much to invest. This is remarkable since not many articles in the literature deal with capital management from a fuzzy perspective. The works^{27,35} are interesting and recent exceptions to this fact.

The trading system has been validated over a period of 2 years in two different portfolios, for different countries and different sectors. Overall, the proposed trading system performs quite well showing a steady upward trend and obtaining a substantial profit. Evidence suggests that the use of fuzzy capital management is promising and deserves further exploration. In this regard, future work will be to further testing of the system properties of the proposed trading system. The experimental setup will be expanded to include other time periods and more realistic portfolios with uncorrelated assets that belong to different sectors.

We believe that fuzzy logic is a useful trading tool because it allows the operator to better control decisions on the trading system. In this line, another extension of the present work would be the fuzzification of other classic trading strategies following the ideas in this paper. Thus, it would be possible to validate the appropriateness of the ideas presented here.

Finally, another possible extension of the present work would be the use of fuzzy logic in risk control. For example, to determine the exit conditions with the help of fuzzy logic. This could help to reduce the DD observed on the trading of individual assets.

Acknowledgments

The authors would like to thank Professor Tianrui Li and the anonymous reviewers for their helpful comments. Matilde Santos thanks the Spanish Ministry of Science and Innovation (MICINN) for support under project DPI2013-46665-C2-1-R.

References

1. Timmermann A, Granger CWJ. Efficient market hypothesis and forecasting. *Int J Forecast* 2004;20:15-27.
2. Brock W, Lakonishok J, LeBaron B. Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *J Financ* 1992;47:1731-1764.
3. GencayR. The predictability of security returns with simple technical trading rules. *J Empir Financ* 1998;5(4):347-359.
4. Gencay R. Optimization of technical trading strategies and the profitability in security markets. *Econ Lett* 1998;59(2):249-254.
5. Vasileiou E. Is technical analysis profitable even for an amateur investor? Evidence from the Greek stock market (2002-12). In: Copur Z, editor. *Behavioral finance and investment strategies: decision making in the financial industry*. Hershey, PA: IGI Global; 2014, forthcoming.
6. Sullivan R, Timmermann A, White H. Data-snooping, technical trading rule performance, and the bootstrap. *J Financ* 1999;54:1647-1692.
7. Bajgrowicz P, Scaillet O. Technical trading revisited: false discoveries, persistence tests, and transaction costs. *J Financ Econ* 2012;106(3):473-491.
8. Allen F, Karjalainen R. Using genetic algorithms to find technical trading rules. *J Financ Econ* 1999;51(2):245-271.

9. Bodas-Sagi DJ, Fernandez-Blanco P, Hidalgo JI, Soltero-Domingo FJ. A parallel evolutionary algorithm for technical market indicators optimization. *Nat Comput* 2012;12(2):195-207.
10. White H. Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns. In: *Proc IEEE Int Conf Neural Networks*, San Diego, CA; 1988. pp 451-458.
11. Vanstone B, Finnie G. Enhancing stock market trading performance with ANNs. *Expert Syst Appl* 2010;37(9):6602-6610.
12. Lee C-HL, Liu A, Chen WS. Pattern discovery of fuzzy time series for financial prediction. *IEEE Trans Knowl Data Eng* 2006;18:613-625.
13. Zhou XS, Dong M. Can fuzzy logic make technical analysis 20/20? *Financ Anal J* 2004;60(4):54-75.
14. Atsalakis GS, Valavanis KP. Surveying stock market forecasting techniques-Part II: soft computing methods. *Expert Syst Appl* 2009;36(3):5932-5941.
15. Krollner B, Vanstone B, Finnie G. Financial time series forecasting with machine learning techniques: a survey. In: *Eur Symposium on Artif Neural Networks: Computational and Machine Learning*, Bruges, Belgium; 2010.
16. Simutis R, Masteika S. Intelligent stock trading systems using fuzzy-neural networks and evolutionary programming methods. *Solid State Phenom* 2004;97:59-64.
17. Bagheri A, Peyhani HM, Akbari M. Financial forecasting using ANFIS networks with quantum-behaved particle swarm optimization. *Expert Syst Appl* 2014;41(14):6235-6250.
18. Hadavandi E, Shavandi H, Ghanbari A. Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting. *Knowl-Based Syst* 2010;23(8):800-808.
19. Cheng CH, Chen TL, Wei LY. A hybrid model based on rough sets theory and genetic algorithms for stock price forecasting. *Inform Sci* 2010;180(9):1610-1629.
20. Lam SS, Lam KP, Ng HS. Genetic fuzzy expert trading system for NASDAQ stock market timing. *Genetic algorithms and genetic programming in computational finance*. New York: Springer US; 2001. pp 197-217.
21. Kuo RJ, Chen CH, Hwang YC. An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. *Fuzzy Sets Syst* 2001;118(1):21-45.
22. Chande TS. *Beyond technical analysis: how to develop and implement a winning trading system*. New York: Wiley; 2001.
23. Kelly JL. A new interpretation of information rate. *IRE Trans Inform Theor* 1956;2(3):185-189.
24. MacLean LC, Thorp EO, Ziemba WT. *The Kelly capital growth investment criterion: theory and practice*. World scientific handbook in financial economic series, Vol. 3. Singapore: World Scientific; 2011.
25. Vince R. *Portfolio management formulas*. New York: Wiley; 1990.
26. Jones R. *The trading game: playing by the numbers to make millions*. New York: Wiley; 1999.
27. Gradojevic N, Gencay R. Fuzzy logic, trading uncertainty and technical trading. *J Bank Financ* 2013;37:578-586.
28. Colby RW. *The encyclopedia of technical market indicators*, 2nd ed. New York: McGraw-Hill; 2004.
29. Dourra H, Siy P. Investment using technical analysis and fuzzy logic. *Fuzzy Sets Syst* 2002;127(2):221-240.
30. Escobar A, Moreno J, Miinera S. A technical analysis indicator based on fuzzy logic. *Electron Notes Theor Comput Sci* 2013;292(5):27-37.

31. Wilder JW. New concepts in technical trading systems. Trend research. Greensboro, NC: Hunter; 1978.
32. Appel G. Technical analysis: power tools for active investors. Financial Times, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ; 2005.
33. Lopez V, Santos M, Montero J. Fuzzy specification in real estate market decision making. *Int J Comp Intell Syst* 2010;3(1):8-20.
34. Zadeh LA. Fuzzy sets. *Inform Control* 1965;8(3):338-353.
35. Vella V, Ng WL. A dynamic fuzzy money management approach for controlling the intraday risk-adjusted performance of AI trading algorithms. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*; 2014. Available at <http://dx.doi.org/10.1002/isaf.1359>, accessed March 25, 2015.

8.4. Fuzzy candlesticks forecasting using pattern recognition for stock markets.

8.4.1. Cita completa

NARANJO, R. AND SANTOS, M. 2016. Fuzzy candlesticks forecasting using pattern recognition for stock markets. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. ISSN: 2194-5357, Springer. Volumen, pág. (año): 527, 321-333.

8.4.2. Resumen original de la publicación

This paper presents a prediction system based on fuzzy modeling of Japanese candlesticks. The prediction is performed using the pattern recognition methodology and applying a lazy and nonparametric classification technique, k-Nearest Neighbours (k-NN). The Japanese candlestick chart summarizes the trading period of a commodity with only 4 parameters (open, high, low and close). The main idea of the decision system implemented in this article is to predict with accuracy, based on this vague information from previous sessions, the performance of future sessions. Therefore, investors could have valuable information about the next session and set their investment strategies.

Fuzzy candlesticks forecasting using pattern recognition for stock markets

Rodrigo Naranjo* and Matilde Santos

Computer Science Faculty

University Complutense of Madrid
28040-Madrid, Spain

rnanranjo.ina@gmail.com, msantos@ucm.es

Abstract. This paper presents a prediction system based on fuzzy modeling of Japanese candlesticks. The prediction is performed using the pattern recognition methodology and applying a lazy and nonparametric classification technique, k-Nearest Neighbours (k-NN). The Japanese candlestick chart summarizes the trading period of a commodity with only 4 parameters (open, high, low and close). The main idea of the decision system implemented in this article is to predict with accuracy, based on this vague information from previous sessions, the performance of future sessions. Therefore, investors could have valuable information about the next session and set their investment strategies.

Keywords: trading; fuzzy logic; k-NN; forecasting; candlesticks, stock market.

1. Introduction

In stock markets, different artificial intelligence techniques have been used to make a prediction on future stock prices. There are some articles that extract the information provided by the candlesticks, representing them by fuzzy logic [1] or by traditional crisp sets [2]. Other articles describe the stock market evolution using technical indicators commonly used by investors, such as MACD, RSI, ... Moreover, artificial intelligence techniques, such as fuzzy logic, have been applied to define and work with these indexes, obtaining valuable information such as the possibilities of buying, selling or holding shares and the time and amount to enter into the market [3, 4].

Machine learning has been also applied to predict how the future market will evolve. Some works use neural networks [5, 6], perform different types of analysis for the prediction [7], or even make stock price forecasting applying SVM on web financial information sentiment analysis [8], among others. Other works apply different pattern recognition techniques to the classic candlesticks, such in [9], where k-NN is applied, or in [10], where authors use K-means clustering.

The aim of this article is to accurately predict future market behaviour from basic and vague information represented by fuzzy logic, which has been obtained from historical candles, and apply k-Nearest Neighbours (k-NN) to make the prediction for future stock market sessions.

In stock markets, candlesticks are used to summarize the price evolution of commodities or indexes in each session. For that, candlesticks are defined by 4 parameters: Open (value at the beginning of the trading session or period considered), High (maximum value reached during the

commodity in the session), Low (minimum value reached during the session), and Close (value at the end of the trading session). The open value can be higher than the close one (or vice versa). Candlesticks can represent this fact in two ways. The first one is to fill the candlestick body with colour when the open value is higher than the close one, and the opposite when it is empty (Figure 1a). The second method indicates the open values by a mark on the left and on the right side of the candlestick for close values (Figure 1b).

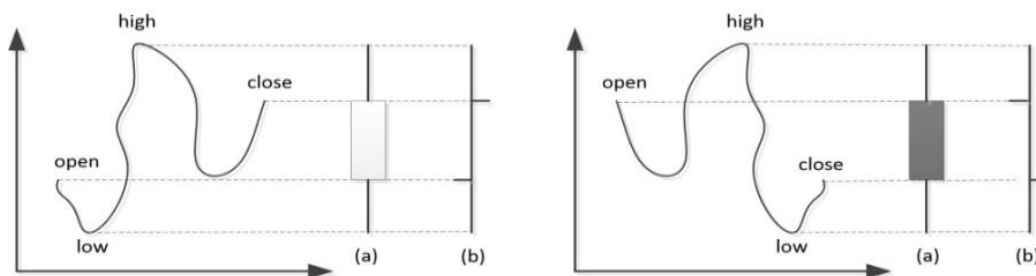


Fig. 1. The two representation of a session by Japanese candlestick theory

Using this representation of the candles, three parts can be distinguished (Figure 2): the body of the candlestick, which represents the variation between the open and the close values of the trading session considered; the upper shadow, which is the price difference between the maximum value (high) and the open or close value (depending on whichever is higher); and the lower shadow, which is given by the price variation between the minimum price (low) and the close or open value (depending on whichever is lower).

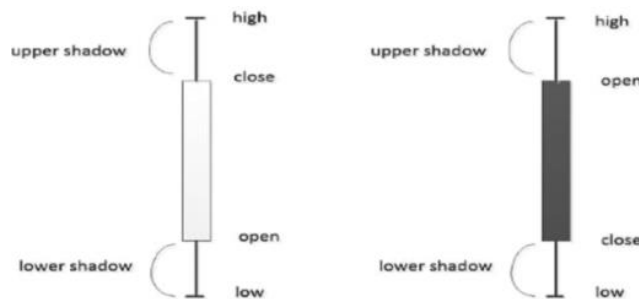


Fig. 2. Parameters and parts of the candle

In this work, a two-step methodology has been developed. First, the candlesticks of the last session and of all the previous available sessions go through a fuzzyfication process. Secondly, using the pattern recognition approach, the more similar fuzzy candlestick is retrieved from the historical database. In our case we have applied the nearest neighbour technique. Figure 3 shows the complete process developed in this work.

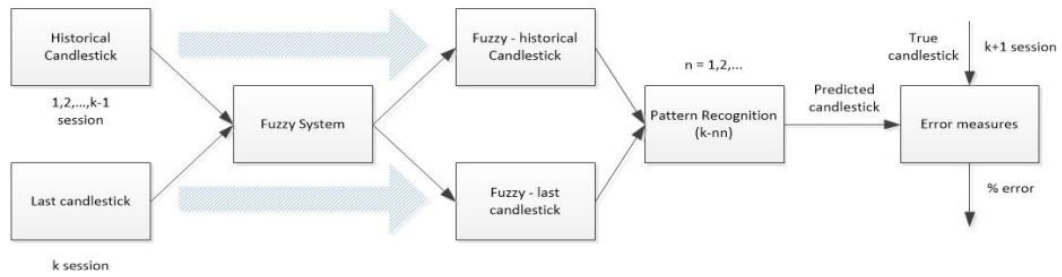


Fig. 3. Block diagram of proposed system

2. Candlesticks fuzzy modeling

In this paper, a fuzzy modeling of the candlestick is proposed using the parameters that describe the candlestick itself. In this section, the procedure used to obtain and represent the inputs and outputs of the fuzzy system and the fuzzy rules are detailed.

2.1. Fuzzy inputs

As it is said in the introduction, in the candlestick representation there are three parts that can be distinguished (upper shadow, body and lower shadow). As a result, the candlestick can be described by 4 parameters (open, high, low and close). As in [1], three variables (Lupper, Llower and Lbody) are considered as inputs of the fuzzy system, representing the shadows (upper and lower) and the body lengths. They allow to identify a candlestick pattern and to determine the efficiency of its identification. The formulas used to define these fuzzy inputs are:

$$L_{upper} = \frac{high - \max(open, close)}{open}, \quad L_{lower} = \frac{\min(open, close) - low}{open} \quad (1)$$

$$L_{body} = \frac{\max(open, close) - \min(open, close)}{open} \quad (2)$$

Unlike in [1], where there was a multiplicative factor of 100 to normalize the values of body and shadows between 0 and 14, because the price fluctuations of the Taiwanese stock market are limited to 14 percent, in this paper there is not any restriction, and therefore this approach can be applied to any stock markets. Therefore, the maximum and minimum values that can be obtained with the formulas (1) and (2) are not known. To solve this problem, a correction has been applied to the variables Lupper, Llower and Lbody to ensure the obtained values are in the range (0-100). This correction is also used in the field of image processing for stretching the histogram. It is expressed as:

$$g(x) = \frac{f(x) - f(x)_{min}}{f(x)_{max} - f(x)_{min}} \cdot (MAX - MIN) + MIN \quad (3)$$

Where $f(x)_{max}$ and $f(x)_{min}$ are the maximum and minimum values of the candlesticks used as historical data of the system and MAX and MIN are the maximum and minimum of the range (in our case MIN = 0 and MAX = 100).

Thus, from now on, variables Lupper, Lower and Lbody include the correction (3). Four membership functions have been defined for each day: NULL, SHORT, MIDDLE and LONG (Figure 4).

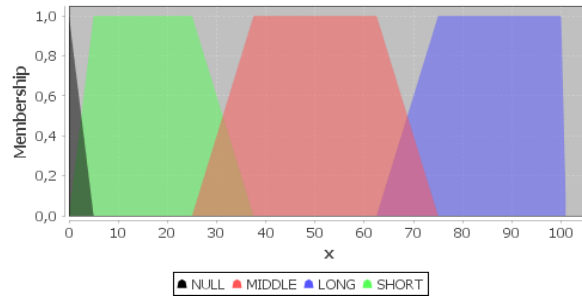


Fig. 4. Membership functions for Lupper, Lower and Lbody

The definition of the membership functions NULL, SHORT, MIDDLE and LONG for Lupper, Lower and Lbody variables is as follows:

$$NULL(x: a, b) = \begin{cases} 1 & x < 0 \\ \frac{b-x}{b-a} & 0 \leq x \leq 5 \\ 0 & x > 5 \end{cases} \quad (4)$$

$$SHORT(x: a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ (x-a)/(b-a) & 0 \leq x < 5 \\ 1 & 5 \leq x < 25 \\ (d-x)/(d-c) & 25 \leq x < 37.5 \\ 0 & x \geq 37.5 \end{cases} \quad (5)$$

$$MIDDLE(x: a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & x < 25 \\ \frac{x-a}{b-a} & 25 \leq x < 37.5 \\ 1 & 37.5 \leq x < 62.5 \\ \frac{d-x}{d-c} & 62.5 \leq x < 75 \\ 0 & x \geq 75 \end{cases} \quad (6)$$

$$LONG(x: a, b) = \begin{cases} 0 & x < 62.5 \\ (x-a)/(b-a) & 62.5 \leq x < 75 \\ 1 & x \geq 75 \end{cases} \quad (7)$$

2.2. Fuzzy outputs

Two variables have been chosen as outputs of the fuzzy system, Rsize and Rpos. These variables refer to the existing relationship between the body size and the total size of the candle (Rsize), and to the position of the body within the candlestick (Rpos). Five membership functions have been assigned to Rsize (LOW, MEDIUM_LOW, MEDIUM, MEDIUM_EQUAL, EQUAL) and five to Rpos (DOWN, CENTER_DOWN, CENTER, CENTER_UP, UP) (Figure 5).

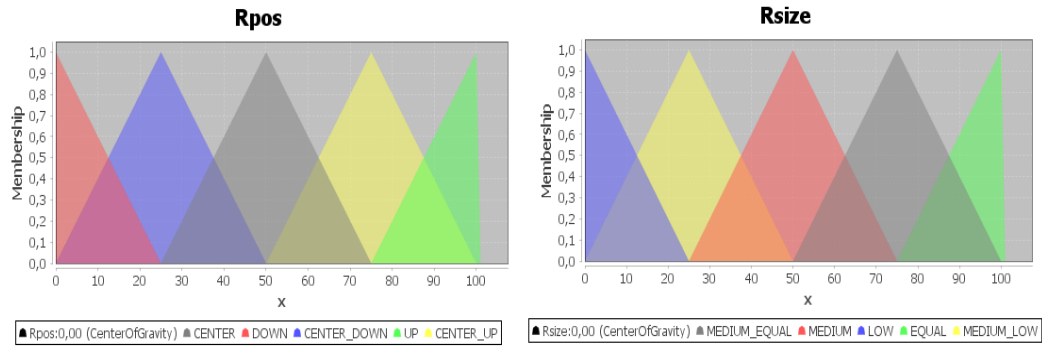


Fig. 5. Membership functions of Rpos (left) and Rsize (right)

The definition of the membership functions of Rsize and Rpos are as follows:

$$DOWN, LOW(x: a, b) = \begin{cases} 1 & x < 0 \\ (b - x)/(b - a) & 0 \leq x \leq 25 \\ 0 & x > 25 \end{cases} \quad (8)$$

$$CENTER_DOWN, MEDIUM_LOW(x: a, b, c) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ (x - a)/(b - a) & 0 \leq x < 25 \\ (c - x)/(c - b) & 25 \leq x < 50 \\ 0 & x \geq 50 \end{cases} \quad (9)$$

$$CENTER, MEDIUM(x: a, b, c) = \begin{cases} 0 & x < 25 \\ (x - a)/(b - a) & 25 \leq x < 50 \\ (c - x)/(c - b) & 50 \leq x < 75 \\ 0 & x \geq 75 \end{cases} \quad (10)$$

$$CENTER_UP, MEDIUM_EQUAL(x: a, b, c) = \begin{cases} 0 & x < 50 \\ (x - a)/(b - a) & 50 \leq x < 75 \\ (c - x)/(c - b) & 75 \leq x < 100 \\ 0 & x \geq 100 \end{cases} \quad (11)$$

$$UP, EQUAL(x: a, b) = \begin{cases} 0 & x < 75 \\ (x - a)/(b - a) & 75 \leq x \leq 100 \\ 1 & x > 100 \end{cases} \quad (12)$$

2.3. Fuzzy rules

We have used a set of IF-THEN rules with a defuzzification method based on the centroid or centre of gravity. Because there are three fuzzy input variables and each one has four membership functions, there are 64 rules for each fuzzy output variable. The list of fuzzy rules is listed in Table 1. They have been obtained by expert knowledge.

	Lupper	Llower	Lbody	Rsize	Rpos		Lupper	Llower	Lbody	Rsize	Rpos
1	LONG	LONG	LONG	MEDIUM_EQUAL	CENTER	33	SHORT	LONG	LONG	MEDIUM_EQUAL	UP
2	LONG	LONG	MIDDLE	MEDIUM	CENTER	34	SHORT	LONG	MIDDLE	MEDIUM	UP
3	LONG	LONG	SHORT	MEDIUM_LOW	CENTER	35	SHORT	LONG	SHORT	MEDIUM_LOW	UP
4	LONG	LONG	NULL	LOW	CENTER	36	SHORT	LONG	NULL	LOW	UP
5	LONG	MIDDLE	LONG	MEDIUM	CENTER_DOWN	37	SHORT	MIDDLE	LONG	MEDIUM_EQUAL	CENTER_UP
6	LONG	MIDDLE	MIDDLE	MEDIUM_LOW	CENTER_DOWN	38	SHORT	MIDDLE	MIDDLE	MEDIUM	CENTER_UP
7	LONG	MIDDLE	SHORT	LOW	CENTER_DOWN	39	SHORT	MIDDLE	SHORT	MEDIUM_LOW	CENTER_UP
8	LONG	MIDDLE	NULL	LOW	CENTER_DOWN	40	SHORT	MIDDLE	NULL	LOW	CENTER_UP
9	LONG	SHORT	LONG	MEDIUM_EQUAL	DOWN	41	SHORT	SHORT	LONG	EQUAL	CENTER
10	LONG	SHORT	MIDDLE	MEDIUM	DOWN	42	SHORT	SHORT	MIDDLE	MEDIUM_EQUAL	CENTER

11	LONG	SHORT	SHORT	MEDIUM_LOW	DOWN	43	SHORT	SHORT	SHORT	MEDIUM	CENTER
12	LONG	SHORT	NULL	LOW	DOWN	44	SHORT	SHORT	NULL	LOW	CENTER
13	LONG	NULL	LONG	MEDIUM_EQUAL	DOWN	45	SHORT	NULL	LONG	EQUAL	CENTER_DOWN
14	LONG	NULL	MIDDLE	MEDIUM	DOWN	46	SHORT	NULL	MIDDLE	EQUAL	CENTER_DOWN
15	LONG	NULL	SHORT	MEDIUM_LOW	DOWN	47	SHORT	NULL	SHORT	MEDIUM_EQUAL	CENTER_DOWN
16	LONG	NULL	NULL	LOW	DOWN	48	SHORT	NULL	NULL	LOW	CENTER_DOWN
17	MIDDLE	LONG	LONG	MEDIUM	CENTER_UP	49	NULL	LONG	LONG	MEDIUM_EQUAL	UP
18	MIDDLE	LONG	MIDDLE	MEDIUM_LOW	CENTER_UP	50	NULL	LONG	MIDDLE	MEDIUM	UP
19	MIDDLE	LONG	SHORT	LOW	CENTER_UP	51	NULL	LONG	SHORT	MEDIUM_LOW	UP
20	MIDDLE	LONG	NULL	LOW	CENTER_UP	52	NULL	LONG	NULL	LOW	UP
21	MIDDLE	MIDDLE	LONG	MEDIUM_EQUAL	CENTER	53	NULL	MIDDLE	LONG	EQUAL	UP
22	MIDDLE	MIDDLE	MIDDLE	MEDIUM	CENTER	54	NULL	MIDDLE	MIDDLE	MEDIUM_EQUAL	UP
23	MIDDLE	MIDDLE	SHORT	MEDIUM_LOW	CENTER	55	NULL	MIDDLE	SHORT	MEDIUM_LOW	UP
24	MIDDLE	MIDDLE	NULL	LOW	CENTER	56	NULL	MIDDLE	NULL	LOW	UP
25	MIDDLE	SHORT	LONG	MEDIUM_EQUAL	CENTER_DOWN	57	NULL	SHORT	LONG	EQUAL	CENTER_UP
26	MIDDLE	SHORT	MIDDLE	MEDIUM	CENTER_DOWN	58	NULL	SHORT	MIDDLE	EQUAL	CENTER_UP
27	MIDDLE	SHORT	SHORT	MEDIUM_LOW	CENTER_DOWN	59	NULL	SHORT	SHORT	MEDIUM_EQUAL	CENTER_UP
28	MIDDLE	SHORT	NULL	LOW	CENTER_DOWN	60	NULL	SHORT	NULL	MEDIUM	CENTER_UP
29	MIDDLE	NULL	LONG	EQUAL	DOWN	61	NULL	NULL	LONG	EQUAL	CENTER
30	MIDDLE	NULL	MIDDLE	MEDIUM_EQUAL	DOWN	62	NULL	NULL	MIDDLE	EQUAL	CENTER
31	MIDDLE	NULL	SHORT	MEDIUM_LOW	DOWN	63	NULL	NULL	SHORT	MEDIUM_EQUAL	CENTER
32	MIDDLE	NULL	NULL	LOW	DOWN	64	NULL	NULL	NULL	MEDIUM	CENTER

Table 1. Fuzzy rules set

3. Forecasting system

Once the defuzzyfication results of the two fuzzy output variables (Rsize and Rpos), are obtained, they are used as inputs of the prediction system. To implement the forecasting system a nonparametric and lazy classification method, the k-Nearest Neighbours (k-NN), has been chosen. The forecasting system basically consists of comparing the candle of the last available session, characterized by the output variables Rsize and Rpos, with a group of n candles, made up with the last known candlestick and the n-1 previous candlesticks. The most similar candlestick to the current one is retrieved. Indeed, the classification system implemented finds the nearest neighbour, i.e., we have implemented a 1-NN system (k = 1).

To determine the similarity between neighbours, the Euclidean distance is applied:

$$D_k(\{C_{1..n}\}, \{C_{1k..nk}\}) = \sqrt{(R_{pos1} - R_{pos1k})^2 + (R_{size1} - R_{size1k})^2 + \dots + (R_{posn} - R_{posnk})^2 + (R_{sizen} - R_{sizenk})^2} \quad (13)$$

Where the candlestick group used as pattern is made up of candlesticks $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ and the neighbours to compare with are the candlesticks $\{C_{1k}, C_{2k}, \dots, C_{nk}\}$. This operation is repeated m times, where m is determined by:

$$m = n^{\text{last candles}} - n + 1 \quad (14)$$

The previous sessions candlesticks are in the historical database of the system. Therefore, the neighbour with smaller distance (lower error) will be chosen as the closest one. Therefore the next candlestick, that is, the one of the next session, is that found as the most similar.

4. Experimental set up and result discussion

To test the implemented forecasting system we have chosen the Nasdaq-100 stock market. Specifically, we have used the first 15 commodities. The selected time periods are shown in Table 2:

Period	Input Data		Test Data	
	Start	End	Start	End
	1-Jan-11	31-Dec-11	1-Jan-12	31-Dec-12

Table 2. Input and test time periods

The system has been run with different number of neighbours candlesticks, specifically n has varied from 1 to 10. To measure the effectiveness of the forecasting system, the error percentage of the predicted parameters of candle and the real parameters of the present candlestick are calculated. That is, the error percentage for the values of open, high, low and close parameters is calculated using:

$$\% \text{ error} = \frac{|P_{TC} - P_{PC}|}{P_{TC}} \cdot 100 \tag{15}$$

Where PTC represents the value of the parameter (*open, high, low, close*) of the true candlestick and PPC is the same parameter of the predicted one. These error percentages have been calculated using two types of candlesticks. The first kind of candlesticks (indicated by subscript 1) refers to those obtained directly as a result of the application of the forecasting system. The second type of candlesticks (indicated by subscript 2) are those which have been obtained matching the open value of the estimated and the present candlestick and, consequently, the candlestick (result of the prediction) has been shifted that difference. That is, prediction candlestick values of the second type are:

$$open_{PC2} = open_{PT} \tag{16}$$

$$high_{PC2} = high_{PC1} + (open_{PT} - open_{PC2}) \tag{17}$$

$$low_{PC2} = low_{PC1} + (open_{PT} - open_{PC2}) \tag{18}$$

$$close_{PC2} = close_{PC1} + (open_{PT} - open_{PC2}) \tag{19}$$

Table 3 shows an example of the results obtained for the AAPL Nasdaq-100 commodity for n from 0 to 10. Average error percentages during the period studied, \bar{x} , and standard deviation with the Bessel correction, s , have been calculated, being nc the total number of candlesticks of the commodity for the period considered.

$$\bar{x} = \frac{1}{nc} \cdot \sum_1^{nc} \%error_i \quad s = \sqrt{\frac{1}{nc-1} \cdot \sum_1^{nc} (\%error_i - \bar{x})^2} \tag{20}$$

Commodity	n	x(o1)	s(o1)	x(h1)	s(h1)	x(l1)	s(l1)	x(c1)	s(%c1)	x(h2)	s(h2)	x(l2)	s(l2)	x(c2)	s(c2)
AAPL	1	31,93	14,23	31,98	14,19	31,98	14,14	32,05	14,07	0,83	0,93	0,88	0,88	1,43	1,39
	2	28,92	14,30	28,89	14,42	28,85	14,24	28,86	14,36	0,78	0,87	0,99	0,86	1,48	1,23
	3	29,56	13,64	29,40	13,80	29,42	13,64	29,35	13,74	0,74	0,78	1,00	0,89	1,39	1,26
	4	28,53	13,17	28,41	13,32	28,46	13,15	28,34	13,27	0,77	0,77	0,97	0,90	1,38	1,16
	5	30,01	12,64	29,95	12,67	29,87	12,55	29,87	12,67	0,75	0,79	0,95	0,88	1,35	1,16

	6	30,16	12,58	30,08	12,63	30,02	12,57	29,98	12,65	0,79	0,79	0,97	0,91	1,39	1,15
	7	31,13	12,70	30,99	12,86	30,93	12,75	30,78	12,97	0,75	0,76	0,98	0,92	1,35	1,15
	8	30,81	12,67	30,61	12,91	30,61	12,66	30,46	12,92	0,76	0,78	1,00	0,93	1,41	1,10
	9	30,56	12,49	30,46	12,59	30,36	12,43	30,34	12,51	0,78	0,81	0,95	0,96	1,36	1,14
	10	29,77	13,58	29,72	13,61	29,66	13,42	29,69	13,44	0,74	0,79	0,96	0,93	1,34	1,11

Table 3. Results of the commodity AAPL for different values of n

Where $o1$, $h1$, $l1$, $c1$ refer to the open, high, low and close percentage (respectively) of candlestick type 1, and $o2$, $h2$, $l2$, $c2$ to the same values of candlestick type 2.

Table 4 shows the maximum and minimum values of the average and standard deviation obtained for the commodities for the best and worst value of n .

Commodity		x(o1)	s(o1)	x(h1)	s(h1)	x(l1)	s(l1)	x(c1)	s(%c1)	x(h2)	s(h2)	x(l2)	s(l2)	x(c2)	s(c2)
AAPL	MIN	28,53	12,49	28,41	12,59	28,46	12,43	28,34	12,51	0,74	0,76	0,88	0,86	1,34	1,10
	MAX	31,93	14,30	31,98	14,42	31,98	14,24	32,05	14,36	0,83	0,93	1,00	0,96	1,48	1,39
ADBE	MIN	6,42	5,07	6,37	5,19	6,49	5,20	6,46	5,22	0,81	0,67	0,84	0,68	1,35	1,00
	MAX	8,19	7,69	8,27	7,67	8,35	7,91	8,34	7,81	1,08	0,81	1,01	0,86	1,77	1,31
ADI	MIN	4,55	3,41	4,51	3,41	4,68	3,57	4,63	3,57	0,80	0,69	0,75	0,66	1,21	0,94
	MAX	5,64	4,77	5,46	4,65	5,72	4,94	5,56	4,82	0,89	0,74	0,87	0,73	1,39	1,06
ADP	MIN	6,21	3,99	6,08	3,91	6,31	4,02	6,17	3,92	0,49	0,39	0,46	0,43	0,82	0,64
	MAX	7,98	5,87	7,74	5,65	7,99	5,80	7,77	5,57	0,57	0,51	0,54	0,54	0,88	0,73
ADSK	MIN	14,96	11,01	14,73	10,77	15,09	11,06	14,85	10,90	1,21	1,14	1,31	1,20	1,94	1,62
	MAX	16,72	11,79	16,52	11,56	16,64	12,10	16,54	11,83	1,39	1,25	1,49	1,70	2,25	1,92
AKAM	MIN	14,75	11,80	14,60	11,55	14,83	11,92	14,65	11,69	1,07	0,92	1,19	1,06	1,80	1,43
	MAX	23,18	16,83	24,03	17,74	23,59	17,09	24,36	17,91	2,08	2,06	1,40	1,43	2,57	2,21
ALTR	MIN	13,77	11,63	13,86	11,68	13,77	11,58	13,96	11,74	1,11	1,04	1,17	1,02	1,96	1,50
	MAX	20,29	14,43	20,13	14,32	20,18	14,27	20,10	14,17	1,34	1,30	1,36	1,17	2,09	1,74
ALXN	MIN	16,88	13,57	16,64	13,45	16,91	13,61	16,68	13,44	1,00	0,89	1,09	1,09	1,65	1,40
	MAX	21,83	15,95	21,61	15,87	21,85	16,02	21,54	16,02	1,20	1,15	1,43	1,27	1,86	1,62
AMAT	MIN	14,91	12,48	14,91	12,50	14,82	12,40	14,95	12,51	0,98	0,86	0,94	0,85	1,60	1,27
	MAX	18,00	13,98	17,90	14,10	18,16	14,05	17,97	14,10	1,10	1,06	1,17	1,25	1,82	1,55
AMGN	MIN	20,04	9,94	20,03	9,86	20,10	9,87	20,11	9,85	0,65	0,56	0,57	0,57	0,99	0,82

	MAX	21,30	11,29	21,24	11,30	21,34	11,34	21,35	11,38	0,69	0,62	0,63	0,65	1,11	0,88
AMZN	MIN	12,65	8,58	12,55	8,56	12,73	8,53	12,55	8,57	0,90	0,84	0,85	0,73	1,54	1,23
	MAX	14,25	9,62	14,20	9,43	14,37	9,64	14,24	9,48	1,06	0,99	1,04	0,89	1,72	1,45
ATVI	MIN	5,27	3,95	5,34	3,85	5,29	3,96	5,38	3,78	0,82	0,69	0,95	0,81	1,39	1,08
	MAX	5,69	4,37	5,63	4,37	5,75	4,47	5,73	4,48	0,93	0,88	1,08	0,95	1,53	1,25
AVGO	MIN	7,92	6,00	7,76	5,97	8,15	6,21	7,89	6,09	1,08	0,96	1,17	1,04	1,90	1,49
	MAX	11,54	7,38	11,56	7,57	11,94	7,59	11,53	7,38	1,31	1,21	1,44	1,35	2,09	1,71
BBBY	MIN	12,58	8,18	12,57	8,19	12,66	8,20	12,65	8,13	0,82	0,77	0,85	0,78	1,31	1,10
	MAX	16,08	9,45	16,11	9,49	16,11	9,45	16,14	9,46	0,92	0,87	0,99	0,96	1,50	1,24
BIDU	MIN	14,36	11,72	14,36	11,68	14,19	11,64	14,34	11,60	1,30	1,12	1,65	1,57	2,21	1,79
	MAX	15,98	14,16	16,04	14,20	15,89	14,18	16,01	14,21	1,49	1,37	1,87	1,94	2,50	2,04

Table 4. Minimum and maximum errors

Some interesting conclusions can be drawn from the analysis carried out in this work. First, as it is well known, the bullish stochastic trend in the market produces, among others effects, a significant depreciation of the currency. In our system, despite it uses as input and output variables the size ratio and positions of the candlestick, this effect can be observed in the error percentage obtained for open values ($o1$) and, consequently, in the obtained errors for the rest of parameters ($h1$, $l1$ and $c1$). This will allow us to predict this undesirable effect on the market.

Another conclusion is that, even if the estimated error is big, it is not related to the shape of the predicted candle in comparison to the true candle. Therefore, the obtained error can be considered as an offset. To show this effect, the second group of parameters ($h2$, $l2$ and $c2$) were shifted an offset given by the open value ($o1$), that is, the open values have been matched ($o1 = o2$). As can be observed in Table 4, the errors are now considerably lower than in the first case.

Currently there are many forecasting techniques for stock markets, such as those based on the segmentation of time series. One of the disadvantages of these techniques is the high demanding pre-processing they required, due to the high volume of input data and the difficulty to rightly choose the segments, in order to extract the most representative and important points of the time series. In this paper, the pre-processing is not necessary because of we have started with 4 values (parameters of the candle) per session. Another difference with other works is that the segmentation techniques they use are focused on the detection input/output market signals [11], or the detection of specific patterns [12, 13, 14], therefore the number of predictions are limited to the number of found patterns. For example in [12], the number of found patterns in the Hang Seng Index market from 1st January 2003 to 31st December 2012 (2506 sessions) varies between 36 and 81, depending on the window size. In this article, each session calculates a prediction of the next session and the mean errors for each parameter of the candle, which can be very useful for establishing input/output market rules by the investors.

5. Conclusions and future works

In this article, fuzzy modelling of candlestick is used to design a forecasting system. A pattern recognition technique, in our case k-NN, has been applied to retrieval the estimated future value (given by the candlestick parameter values) of the next session. The predictions obtained for the stock market can be very useful for investors.

Indeed, the system proposed in this paper can be a very valuable tool to increase the efficiency of the decision making process in stock markets even when the investors have already sent their orders once the session has started. In fact they can use it to obtain a framework in which to set boundaries and limits to the session in which they are investing and, therefore, to improve their strategies. Furthermore, it can be used as a starting point for other stock market modeling using fuzzy pattern recognition.

Future works include the application of different fuzzy measurement of distances, and the comparison with the results obtained by the Euclidean one. In this way we will be able to notice the advantages and disadvantages of applying fuzzy logic to the different steps of the forecasting system [15].

References

1. Lee, C. H. L., Liu, A., & Chen, W. S. Pattern discovery of fuzzy time series for financial prediction. *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering* 18(5) 613-625 (2006)
2. Arroyo, J. Forecasting candlesticks time series with locally weighted learning methods. In *Classification as a Tool for Research* pp. 603-611. Springer, Heidelberg (2010)
3. Naranjo, R., Meco, A., Arroyo, J., Santos, M. An Intelligent Trading System with Fuzzy Rules and Fuzzy Capital Management. *Int. J. Intelligence Systems* 30, 963-983 (2015)
4. Ijegwa, A. D., Rebecca, V. O., Olusegun, F., & Isaac, O. O. A predictive stock market technical analysis using fuzzy logic. *Computer and Information Science* 7(3) 1 (2014)
5. Ravichandra, T., & Thingom, C. Stock Price Forecasting Using ANN Method. In *Information Systems Design and Intelligent Applications* pp. 599-605. Springer (2016)
6. Wang, J, and J. Wang. Forecasting stock market indexes using principle component analysis and stochastic time effective neural networks. *Neurocomputing* 156, 68-78 (2015)
7. Chen, Y. J., Chen, Y. M., & Lu, C. L. Enhancement of stock market forecasting using an improved fundamental analysis-based approach. *Soft Computing*, 1-23 (2016)
8. Cao, R., Liang, X., & Ni, Z. Stock Price Forecasting with Support Vector Machines Based on Web Financial Information Sentiment Analysis. In *Int. Conf. Advanced Data Mining and Applications* pp. 527-538 (2012) Springer, Heidelberg.
9. Chmielewski, L., Janowicz, M., Kaleta, J., & Orłowski, A. Pattern Recognition in the Japanese Candlesticks. In *Soft Computing in Computer and Information Science* pp. 227-234 (2015) Springer
10. Chmielewski, L. J., Janowicz, M., & Orłowski, A. Prediction of Trend Reversals in Stock Market by Classification of Japanese Candlesticks. In *Proc. 9th Int. Conf. Computer Recognition Systems CORES 2015*, pp. 641-647 (2016) Springer

11. Yin, J., Si, Y. W., & Gong, Z. Financial time series segmentation based on Turning Points. In Proc. 2011 Int. Conf. System Science and Engineering pp. 394-399 (2011) IEEE
12. Wan, Y., Gong, X., & Si, Y. W. Effect of segmentation on financial time series pattern matching. *Applied Soft Computing* 38 (2016) 346–359.
13. Banavas, G. N., Denham, S., & Denham, M. J. Fast nonlinear deterministic forecasting of segmented stock indices using pattern matching and embedding techniques. *Computing in Economics and Finance* (2000) 64
14. Si, Y. W., & Yin, J. OBST-based segmentation approach to financial time series. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(10), 2581-2596 (2013)
15. López, V., Santos, M., & Montero, J. Fuzzy specification in real estate market decision making. *Int. J. Computational Intelligence Systems*, 3(1), 8-20 (2010)

8.5. Fuzzy modeling of stock trading with fuzzy candlesticks

8.5.1. Cita completa

NARANJO, R., ARROYO, J. AND SANTOS, M. 2017. Santos. Fuzzy modeling of stock trading with fuzzy candlesticks. Expert System with Applications. **Este artículo se encuentra en revisión**

8.5.2. Resumen original de la publicación

Candlestick patterns are a form of technical analysis and charting used in financial markets. Candlesticks build patterns that predict price direction and market turning points once completed. This pattern recognition is somehow subjective and often relies on predefined rules that do not take uncertainty into account. In this sense, fuzzy logic can be used to enhance candlestick-based trading system. This paper proposes a fuzzy trading system that implements fuzzy modelling of candlestick patterns. The intelligent expert system proposed adapts three well-known candlestick patterns to fuzzy rules. However, the paper offers guidance to turn any other candlestick pattern into a fuzzy rule. The performance of the fuzzy trading system is assessed in two portfolios from different stock markets, Nasdaq-100 and Eurostoxx. The results are compared against a crisp version of the candlestick rules used and a Buy&Hold strategy is used as benchmark. The intelligent financial system obtains remarkable results as is more profitable than its crisp counterpart and more risk averse than the Buy&Hold strategy.

Fuzzy modeling of stock trading with fuzzy candlesticks

Rodrigo Naranjo, Javier Arroyo, Matilde Santos*

Faculty of Computer Sciences, University Complutense of Madrid,

C/ Profesor García Santasmases 9, 28040-Madrid, Spain

Email: maranjo.ina@gmail.com (R. Naranjo), javier.arroyo@fdi.ucm.es (J. Arroyo), msantos@ucm.es (M. Santos)

Abstract:

Candlestick patterns are a form of technical analysis and charting used in financial markets. Candlesticks build patterns that predict price direction and market turning points once completed. This pattern recognition is somehow subjective and often relies on predefined rules that do not take uncertainty into account. In this sense, fuzzy logic can be used to enhance candlestick-based trading system. This paper proposes a fuzzy trading system that implements fuzzy modelling of candlestick patterns. The intelligent expert system proposed adapts three well-known candlestick patterns to fuzzy rules. However, the paper offers guidance to turn any other candlestick pattern into a fuzzy rule. The performance of the fuzzy trading system is assessed in two portfolios from different stock markets, Nasdaq-100 and Eurostoxx. The results are compared against a crisp version of the candlestick rules used and a Buy&Hold strategy is used as benchmark. The intelligent financial system obtains remarkable results as is more profitable than its crisp counterpart and more risk averse than the Buy&Hold strategy.

Keywords: Trading, fuzzy logic, candlesticks, forecasting, pattern recognition, stock market

1. Introduction

Financial markets are complex systems influenced by many interrelated economic, political and psychological factors and characterized by inherent nonlinearities. Knowing when and how to invest in stock markets is a difficult decision to make by traders. Trading requires knowledge, a thorough analysis of the markets and a great experience. Nowadays, there are many markets, different variables, indicators, patterns, etc., that must be analyzed before taking a financial decision in a short interval of time. There have been many efforts towards stock market prediction, applying various computational tools and new techniques such as the ones that come from the artificial intelligence, that are being a valuable help to develop expert decision systems for investors. This efforts have been done in fundamental analysis (Chen, Chen and Lu, 2016), where the aim is to measure the intrinsic value of a security, but mainly in technical analysis.

Technical and quantitative analysis in financial trading use mathematical and statistical tools to help investors decide on the optimum moment to initiate and close orders. While these traditional approaches have served their purpose to some extent, new techniques arising from the field of computational intelligence such as soft computing and machine learning have emerged to analyse financial information. This is due to the characteristics of stock markets that have been defined as chaotic, dynamic, complex, non-linear systems, and can even become very volatile. Indeed, a common feature that describes all markets is a high degree of uncertainty. That is why fuzzy logic appears as a suitable approach to deal with this uncertainty and vagueness (Xu-Shen and Ming, 2004).

In stock markets, there are different methods to represent the trading evolution, the main ones being the raw time series of all the observed share prices (time series sampled at a given frequency), and the Japanese candlesticks (Figure 1). Japanese candlestick theory is an empirical model of investment decision (Nison, 2001). Candlesticks (Figure 1b) are able to represent in a visual way the market behaviour with less data. They offer a simple but effective solution for the treatment of massive time series, saving the use of dimensionality reduction techniques and avoiding the problems of dealing with high-frequency financial data, namely irregular temporal spacing, diurnal patterns, price discreteness, and complex dependence (Chmieliski et al., 2015).



Fig. 6. Representation of time series of prices (a) and Japanese candlesticks (b)

The Japanese candlestick method is a perception-based technique in which precision is not necessary. Therefore, a suitable way of handling this imprecise knowledge of the market evolution is required. In this sense, fuzzy logic model is introduced. Fuzzy logic provides a wide variety of concepts and techniques for representing knowledge that is uncertain or imprecise and can be used to analyze the Japanese candlestick patterns.

On the other hand, traders use technical rules based on candlestick patterns to forecast the evolution of the share prices. The trend or a turning point in a financial time series can be predicted by identifying specific candlestick patterns in the candlestick charts. But this pattern recognition is somehow subjective and based on knowledge and experience, while the software used for charting -for example, MetaStock Trader, Worden TC2000, eSignal, ProfitSource Platform, NinjaTrader, etc. (Seth, 2016)- often relies on predefined rules that does not take this uncertainty into account and makes the process less efficient. Even more, the decision rules are deterministic and based on classical binary logic, and thus if a rule is fired the inferred action is a crisp one, typically to buy or sell (Brock, Lakonishok, & LeBaron, 1992). They do not give any information on the degree of confidence or the strength of a particular pattern on the decision.

Therefore, fuzzy logic can be applied as an alternative to take into account this subjective knowledge. While there are many works that apply this and other Soft Computing techniques on time series forecasting, the papers on fuzzy candlesticks are scarce, as it will be shown in Section 2.

This work proposes a methodology to make fuzzy the crisp financial rules based on candlestick patterns. On the one hand, Japanese candles and candlestick patterns are modelled using fuzzy logic. Besides, we have also developed a fuzzy forecasting system that has been applied and validated on different real markets. The fuzzy prediction system that works with fuzzy candles has been proved more efficient than the corresponding one that works with classical rules and standard candlesticks. In addition, it gives valuable information not only on

the entry moment and the best action for the trader, but also it gives the strength of the pattern that has been used to get that conclusion which can help the traders to set the amount to invest.

The main contributions of this work can be summarized as follows. First, a fuzzy pattern modeling approach for candlesticks is proposed, which includes the fuzzyfication of new pattern features. Then, a fuzzy decision system is implemented that takes into account the degree of strength with which the patterns are detected. Once the rules have been optimized in a training period, we have validated the trading system for different scenarios and different markets. Moreover, we have used two capital management strategies to compare the fuzzy expert financial system and a pattern recognition system based on classical (crisp) rules; a B&H trading system is used as a benchmark. Finally, this intelligent trading decision-system based on fuzzy candlesticks is compared with another financial system that also uses fuzzy logic for capital management, but in this case using technical indicators of time series instead of candles (Naranjo et al., 2015).

The remainder of the paper is organized as follows. In Section 2 related works are briefly presented, which includes recent research papers on this topic. The methodology is described in Section 3. In Section 4 the Japanese candlesticks and the patterns we are going to use are introduced. The design and implementation of the fuzzy candlestick pattern recognition system is presented in Section 5. Results for two different stock markets and several securities are presented and discussed in Section 6. The paper ends with the conclusions.

2. Background

Prediction of stock markets are a major challenge for traders because of the nature of the information to deal with and the complexity of the working scenario, highly nonlinear, with uncertainties and data that varies over time. In this sense, soft computing techniques have been an aid to investors' decision making (Wang & Wang, 2015; Wan, Gong & Si, 2016; Ravichandra & Thingom, 2016; Hadavandi, Shavandi, & Ghanbari, 2010). In (Roy, Kumar, & Sharma, 2014) we find a survey on recent literature about applying Soft Computing, Data-mining and Swarm Intelligence for stock market forecasting. Particularly, fuzzy logic has allowed a significant improvement for the financial analysis (Gerlein et al., 2016; Xu-Shen & Ming, 2004; Ijegwa et al., 2014; López, Santos & Montero, 2010).

There are different approaches to the design of these fuzzy intelligent decision systems. The first one applies fuzzy rules to deal with financial time series. These papers are usually focused on the analysis of some kind of technical indicators. They develop a fuzzy rule-based system for decision support in stock trading and provide a recommendation for selling and buying shares (Govindasamy & Thambidurai, 2013; Naranjo et al., 2015; Chourmouziadis, & Chatzoglou, 2016; Lincy, & John, 2016). In (Marszałek & Burczyński, 2014), authors use fuzzy time series models which are based on ordered fuzzy numbers to predict financial time series.

Another research line deals with candlesticks and applies fuzzy logic to the forecasting of the market trend. That is, these papers use crisp Japanese candlesticks and model the process with fuzzy logic, i.e., apply fuzzy rules to extract knowledge from them. Kamo & Dagli (2009) present two fuzzy rule based models, the second one uses candlestick patterns for recognizing the strength of market conditions. Both of them works with a few simple Japanese candlestick patterns and standard if-then rules based fuzzy logic. Roy, Kumar, & Sharma (2014a) make the prediction of the future market trend using the Hammer candlestick technique and a fuzzy rule-base with a fuzzy inference mechanism.

A further step consists of working with fuzzy candlestick and standard rule based decision systems. These fuzzy candlestick patterns may be unknown in advance, and can be obtained from the historical data (Naranjo & Santos, 2016), or are defined by investors, based on the previous experience and expert knowledge of the traders. We found very inspiring the work by Lee, Liu & Chen (2006), where a financial decision supporting system based on fuzzy candlestick patterns was proposed and developed. Authors model Japanese candlestick patterns using fuzzy linguistic variables. The fuzzyfication of the candlesticks is similar to ours. This work was further improved by Dong and Wan (2009), where a fuzzy decision system was constructed based on experiences and techniques of stock and future opportunist to determine the buy and sell time. In (Linares, González & Hernández, 2009) authors generate fuzzy patterns by a linear regression of the average prices of the candlesticks that also includes the market trend. Roy, Sharma, & Kowar (2012), have also investigated the fuzzy candlestick approach, following Lee, Liu & Chen (2006). They develop a pattern recognition system for two candlestick patterns, U-Turn and Engulfing, creating models for the white and black candles, and classifying them according to the size of the candle. Because different investors have different interpretation of a candlestick pattern, Lee (2009) extended his work to model different parts of a candlestick line with fuzzy linguistic variables to create a fuzzy candlestick pattern.

Finally, our approach not only uses fuzzy logic to model the pattern recognition process but also works with fuzzy candlesticks patterns. The fuzzyfication of the candlesticks patterns follows the work by Lee, Liu & Chen (2006), but we have extended it to other parts of the candle pattern, such as the gap between candles, which they did not take into account and we considered significant for the final decision. We have also made fuzzy the rules of a classical trading system. Therefore, our work differs from the related papers mentioned above in two main aspects. On the one hand, they use a binary trading decision system, and thus they do not take advantage of the knowledge that could be obtained from the fuzzy approach such as the strength of a particular pattern on the market forecasting. In fact, most of them focus only on the detection of such patterns, without checking if the pattern recognition implies a correct prediction of the market behavior. That is, we use fuzzy candlestick patterns and we have also fuzzyfied the pattern recognition process and the investment decision. Finally, in these works the fuzzy pattern recognition system is not compared to the corresponding classical one, that is, the one with crisp candlesticks, which is still the most widely used by investors. That is why in this work we try to obtain an intelligent fuzzy pattern detection system which goes beyond these studies found in the literature.

3. Methodology

The purpose of this paper is to design a stock market forecasting system based on candlestick patterns using fuzzy logic to model both, the candles and the market rules. The pattern recognition system uses three well-known bullish patterns: Hammer, Kicking Bullish, and Piercing Line. However, any other financial patten could be used. Therefore, in order to generalize the procedure, we are going to describe the methodology that can be applied to any scenario.

The fuzzy model of the forecasting system includes the fuzzyfication of the candlesticks patterns and the fuzzy rules. We will see the application of this methodology in Section 5. The steps are the following.

3.1. *Candlestick patterns selection*

First, we have to choose the candlestick pattern or patterns that represent the market trend we are interested in. For example, a kicking bullish pattern often flags the beginning of an upward trend. The pattern will determine both the input of the fuzzy rule (the candlestick to be modelled in a fuzzy way), and the output of the rule, which represents also in a fuzzy way the kind of market expected.

3.2. *Fuzzy inputs and outputs*

The key to a good forecasting trading system is to capture the characteristics of the candlestick pattern that better represent its meaning and therefore that better allow to detect it. This is the most influential aspect on the output, as these features will fire the corresponding fuzzy rules that determine the financial prediction.

We will follow the work by Lee, Liu & Chen (2006) using the normalization they apply to the variables. This way we work with relative values that will flag the pattern regardless of the level of the price over time. The modeling will not require any further price adjustment and therefore it is ready to be applied to any stock market or to the same one in different periods.

The output depends on the patterns chosen for the recognition system and the market trend it represents. We will include information on the strength of the prediction, that is, the degree of confidence.

Another aspect to take into account is the fuzzy sets assigned to each input or output variable. The membership functions must cover the observed range of values of the variables, and whether they can take positive and/or negative values. For example, the variable body of a candlestick can take positive or negative values, meaning white or black candlestick, respectively. However, the minimum value of the upper shadow variable is zero and it can only take positive values. Anyway, as in any other fuzzy system, the definition of the membership functions, their shape and range, depends on the expert criteria. The expert has to be able to formulate the trading patterns knowledge in terms of fuzzy membership functions. Fortunately, the training and the validation of the forecasting system make possible to refine the initial proposal.

3.3. *Fuzzy rules*

The expert should determine which combination of fuzzy input variables produces a determined response, that is, the fuzzy output each rule. For example, for the rule that deals with the Kicking Bullish pattern, the experts consider that the greater the value of the gap between the last and the current sessions, the stronger the predicted future trend is.

We have used a set of IF-THEN rules with a defuzzification method based on the centroid or center of gravity.

In order to make more effective the intelligent forecasting system, after analyzing the results obtained over a training period of time with a particular market, we have used those results to choose the rules that give more significant information and to rule out the ones that yield low success rates. For instance, for the Kicking Bullish pattern we have only left the rules that provide a degree of certainty over a threshold since using all of them there produce many false positives during the training period.

Once the fuzzy system is designed and the rules optimized, the results are checked by applying the trading system to a validation period, often the period next to the trading one. It is

also important to validate the forecasting system with another portfolio or with a different market. This makes possible to assess the robustness of the financial trading system.

4. Candlestick patterns

Candlestick charts need the four fundamental price data (open, high, low, and close data) for its graphic charts, as do well-known bar charts. However, candlestick charts are more graphically stimulating than bar charts. It is believed that the patterns of one or more candlesticks can describe market conditions and emotions (Nison, 2001).

Fig. 2 shows the basic standard candlestick lines. A white candlestick has a white real body that shows that the closing price is higher than the opening price. A black candlestick has a black real body that shows that the closing price is lower than the opening price. The real body is the difference between the opening price and closing price.

The upper shadow is the line above the real body. The lower shadow is the line below the real body. For a white candlestick, the difference between the high price and the closing price becomes the upper shadow and the difference between the opening price and low price becomes the lower shadow. The size of the real body is an indicator of the market's momentum and the shadow shows the extremes of the price movement.

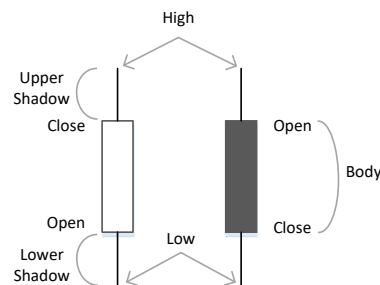


Fig. 2. Representation of Japanese candlestick

The gap between two consecutive candlesticks also provides important information. A gap in a chart is essentially an empty space between one trading period and the previous trading period. They are usually formed when there is a large-enough difference in the opening price of a trading period where that price and the subsequent price moves do not fall within the range of the previous trading period. Indeed, we can define the bearish gap (Figure 3a) as the space between the minimum value of the previous session ($Low(t-1)$) and maximum price of the next session ($High(t)$), and vice versa for the bullish gap (Figure 3b).

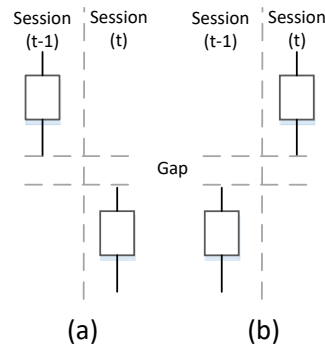


Fig. 3. Bearish (a) and bullish (b) gap

This simple and powerful representation has motivated the use of trading rules based on candlestick patterns, what is known as candlestick-based pattern classification (Nison, 2001). There are two main types of candlestick patterns. The simple ones, those in which the variations of the shadows and the body of the candlestick provide a variety of simple candlestick patterns, and the so-called complex patterns formed by combinations of different types of candlesticks, where the position and gaps are significant.

In our trading system we have used two simple candlestick patterns:

- **Marubozu:** A marubozu candlestick is represented only by its body; it has no upper or lower shadows.
- **Hammer:** This candlestick looks like a hammer, as it has a long lower shadow and a short body at the top of the candlestick with little or no upper shadow (Figure 4b). It is a bullish reversal candlestick pattern that mainly occurs at the bottom of downtrends. The Hammer formation is created when the open, high, and close are roughly the same price. The long lower shadow is around twice the length as the body. When the high and the close value are the same, a bullish Hammer candlestick is formed and it is considered a stronger formation because the bull trades were able to reject the bear ones completely plus the bull ones were able to push price even more past the opening price. In contrast, when the open and high are the same, this Hammer formation is considered less bullish, but nevertheless bullish. The bull trades were able to counteract the bear ones, but were not able to bring the price back to the price at the open. The long lower shadow of the Hammer implies that the market tested to find where the support of the stock price is. When the support is reached, the lowest price of the day, bull trades began to push prices higher, near the opening price. This pattern often means the beginning of an upward trend.

And we have also used the following complex patterns:

- **Kicking Bullish:** This pattern consists of two candlesticks: first a black Marubozu and then a white Marubozu. After the black Marubozu, the market opens above the prior session's opening, creating a gap between the two candlesticks (Figure 4a). The pattern is a strong sign showing that the market is headed upwards. The pattern appears in a downtrend and the first day is a black Marubozu that seems to further confirm the

bearishness. However, the next day opens at or above the previous day's open, causing a gap. The gap urges the market to take action and it heads up forming a white Marubozu.

- **Piercing Line pattern:** It could be defined as a technical trading signal that is marked by a closing down day with a good-sized trading range, followed by a trading gap (drop) lower the following day that covers at least half of the upward length of the previous day's real body (the range between the opening and closing prices), and then closes up for the day. Therefore it is a bottom reversal pattern with two candlesticks. A black candlestick appears on the first day while a downtrend is in progress. The second day opens at a new low, with a gap down and closes more than halfway into the prior black body, leading to the formation of a strong white candlestick (Figure 4c). A piercing pattern often signals the end of a small to moderate downward trend.

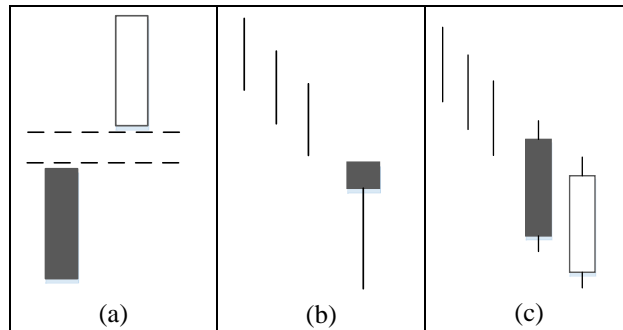


Fig. 4. Kicking bullish (a), Hammer (b) and Piercing line (c) patterns

As mentioned above, the purpose of this article is to propose a methodology for modeling trading rules using fuzzy logic for fuzzy candlestick financial patterns. To illustrate the procedure, we have chosen the above mentioned bullish trading patterns: Kicking bullish, Hammer and Piercing Line.

5. Fuzzy modeling of stock market with fuzzy candlesticks

The financial decision-making fuzzy system proposed in this article consists of three modules. First, the fuzzyfication of the candlestick pattern is carried out. Second, the fuzzy output variables that indicate the investor decision are implemented; finally, the fuzzy rules that identify these patterns are defined.

5.1 Fuzzy inputs

Following (Lee, Liu & Chen, 2006) and our previous work (Naranjo & Santos, 2016), the following three variables are considered as some of the inputs of the fuzzy system: $L_{upper}(t)$, $L_{lower}(t)$ and $L_{body}(t)$. The character “L” indicates the length of the upper shadow, lower shadow and body, respectively. The subscripts such as open, close, high and low represent the price in some period of time that you are interested in.

Let $high(t)$, $low(t)$, $open(t)$ and $close(t)$ be the highest, lowest, opening and closing values in a trading session t , respectively. The variables $Lupper(t)$, $Llower(t)$ and $Lbody(t)$ are given by the following expressions:

$$L_{upper}(t) = 100 \cdot \frac{high(t) - \max(open(t), close(t))}{open(t)} \quad (21)$$

$$L_{lower}(t) = 100 \cdot \frac{\min(open(t), close(t)) - low(t)}{open(t)} \quad (22)$$

$$L_{body}(t) = 100 \cdot \frac{\max(open(t), close(t)) - \min(open(t), close(t))}{open(t)} \quad (23)$$

Besides, in order to describe the patterns, the following new fuzzy variables have been also defined:

- **Lgap(t)**: it measures the relation (percentage) between the gap size and the open or close value:

$$L_{gap}(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } low(t) \leq high(t-1) \\ 100 \cdot \frac{low(t) - high(t-1)}{low(t)} & \text{in other case} \end{cases} \quad (24)$$

- **Trend(t)**: it represents the trend of the last two candlesticks using the difference (percentage) between their close value. In our systems we will consider the trend values of several consecutive previous sessions: t , $t-1$, $t-2$, etc.

$$Trend(t) = 100 \cdot \frac{close(t) - close(t-1)}{close(t)} \quad (5)$$

- **Ldifopen(t)**: the difference (percentage) between the minimum value of the candlestick in the previous session ($t-1$) and the open value of the current candlestick:

$$L_{difopen}(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } low(t-1) \leq open(t) \\ 100 \cdot \frac{low(t-1) - open(t)}{low(t-1)} & \text{in other case} \end{cases} \quad (6)$$

- **Ldifcentral(t)**: the difference (percentage) between the close value of the current candlestick and the central value of the candlestick at the prior session ($t-1$):

$$L_{difcentral}(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } close(t) \leq \frac{open(t-1) + close(t-1)}{2} \\ 100 \cdot \frac{close(t) - (open(t-1) + close(t-1))/2}{close(t)} & \text{in other case} \end{cases} \quad (7)$$

Four fuzzy sets - NULL, SHORT, MIDDLE and LONG- with trapezoidal membership functions are used to describe the $Lupper(t)$ and $Llower(t)$ variables (Figure 5). However, for the $Lbody(t)$ variable, a different fuzzy description is used. Unlike (Lee, Liu & Chen, 2006), where

only four fuzzy sets and positive values were considered, we define seven fuzzy sets with trapezoidal membership functions on an interval between $[-8, 8]$ (Figure 6). Negative values correspond to black candlesticks and positive values to the white ones. The associated labels are: WHITE LONG, WHITE MIDDLE, WHITE SHORT, EQUAL, BLACK SHORT, BLACK MIDDLE, and BLACK LONG. The same fuzzy description has been applied to the Trend variable (Figure 7), where the fuzzy sets are now: LONG BULLISH, MIDDLE BULLISH, SHORT BULLISH, NULL, SHORT BEARISH, MIDDLE BEARISH and LONG BEARISH.

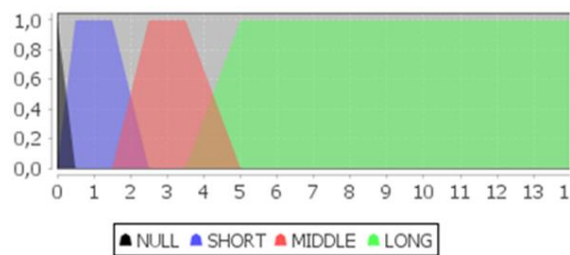


Fig. 5. Fuzzy sets for Lupper(t) and Llower(t) variables

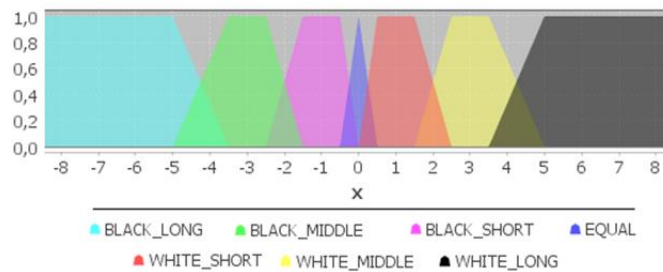


Fig. 6. Fuzzy sets for Lbody(t) variable

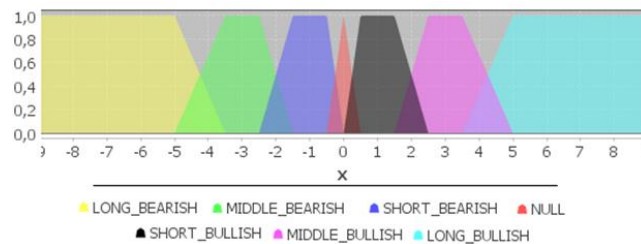


Fig.7. Fuzzy sets for variable Trend(t)

For the rest of the fuzzy variables, trapezoidal membership functions have also been used. Four fuzzy sets - NULL, SHORT, MIDDLE and LONG- are used to describe Lgap(t) (Figure 8), Ldifopen(t) and Ldifcentral(t) (Figure 9).

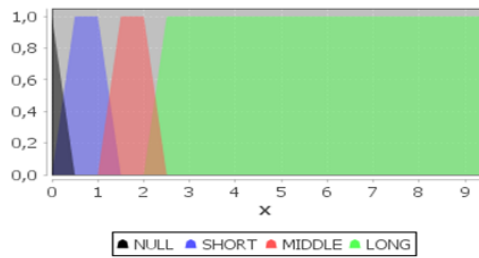


Fig. 8. Membership functions for Lgap(t) variable

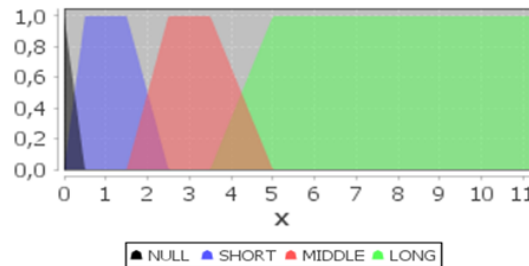


Fig. 9. Fuzzy sets for Ldifopen(t) and Ldifcentral(t) variables

5.2 Fuzzy outputs

The fuzzy output is called Bullish as it represents the prediction of an upward trend. We have described it by the following fuzzy sets: HOLD, LOW, MEDIUM_LOW, MEDIUM, MEDIUM_HIGH, HIGH (Figure 10). It is defined in the interval 0-100 and it means the strength to enter into the market (8). In the case of HOLD, the system interprets that the certainty degree is very low, and therefore, it considers that no pattern has been detected

$$Bullish(x) = \begin{cases} Hold & \text{if } x < 10 \\ Low & \text{if } 0 < x < 30 \\ Medium_Low & \text{if } 20 < x < 50 \\ Medium & \text{if } 40 < x < 70 \\ Medium_High & \text{if } 60 < x < 90 \\ High & \text{if } x > 80 \end{cases} \quad (8)$$

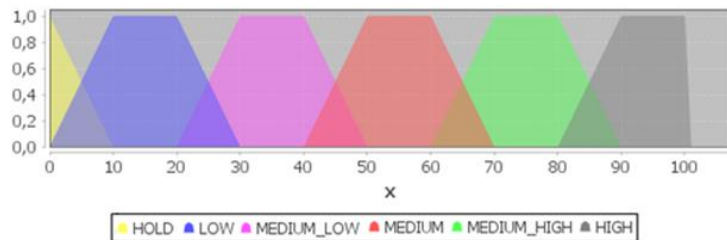


Fig. 10. Fuzzy sets for Bullish output variable

5.3 Fuzzy rules

Once we have defined the fuzzy patterns we are going to use, the first step is to recognize them and to extract the information they provide in order to make a decision. The traders' behaviour is guided by a set of rules that help to take an action.

In a classical candlestick-based trading strategy, a pattern is a strong sign of the market behavior that urges the trader to buy or sell. Regarding the three patterns described above, the following (crisp) rules could be used in a classical trading system with candlesticks:

- Kicking Bullish:

IF $High(t - 1) = Open(t - 1)$ **AND**
 $Low(t - 1) = Close(t - 1)$ **AND**
 $High(t) = Close(t)$ **AND**
 $Low(t) = Open(t)$ **AND**
 $Low(t) > High(t - 1)$ **THEN Bullish = TRUE**

- Hammer:

IF $Trend(t) < 0$ **AND** $Trend(t - 1) < 0$ **AND** $Trend(t - 2) < 0$ **AND**
 $Low(t) < Low(t - 1)$ **AND**
 $[High(t) = Max(Open(t), Close(t))$ **OR**
 $High(t) - Max(Open(t), Close(t)) < Body(t)/5]$ **AND**
 $Min(Open(t), Close(t)) - Low(t) >$
 $2 \cdot |Open(t) - Close(t)|$ **THEN Bullish = TRUE**

- Piercing Line:

IF $Trend(t) < 0$ **AND** $Trend(t - 1) < 0$ **AND** $Trend(t - 2) < 0$ **AND**
 $Candlestick(t - 1)$ **IS** Black **AND**
 $Candlestick(t)$ **IS** White **AND**
 $Body(t - 1) > 2 * Shadows(t - 1)$ **AND**
 $Body(t) > 2 * Shadows(t)$ **AND**
 $Open(t) < Low(t - 1)$ **AND**
 $Close(t) > Body(t - 1)/2$ **THEN Bullish = TRUE**

The variable $Trend(t)$ indicates the trend direction (bullish > 0 and bearish < 0), according to (5). The $Body$ variable indicates the difference between the open and close values (absolute value), the $Candlestick$ variable indicates the color of the candlestick (black or white), and finally, the $Shadow$ variable represents the sum of the differences between the body limit (close or open values) of the candlestick and the Low or $High$ values (depending on the color of the candlestick).

The crisp rules are all-or-nothing. However, using fuzzy logic we can define more flexible rules. The expert can decide which pattern features are more important and different fuzzy sets can be used to describe the value in a meaningful way. The output inferred by the Fuzzy Inference System will be defuzzified in our case using the centroid or center of gravity method.

The rules for the Kicking bullish, Hammer and Piercing line patterns are given in Table 1, 2 and 3, respectively. They represent the expert knowledge of the traders.

5.3.1 Fuzzy Kicking Bullish

According to the expert criteria, the confidence on this pattern greatly depends on the size of the gap between the strong black candlestick (or a black Marubozu) of the first day and the white candlestick (a white Marubozu) of the next day. Indeed, the larger the gap size, the more the reliability.

Table 5. Fuzzy rules for Kicking Bullish pattern

Lupper (t-1)	Llower (t-1)	Lupper (t)	Llower (t)	Lgap	Lbody (t-1)	Lbody (t)	Bullish
NULL	NULL	NULL	NULL	LONG	BLACK	WHITE	HIGH
NULL	NULL	NULL	NULL	MIDDLE	BLACK	WHITE	MEDIUM_HIGH
NULL	NULL	NULL	NULL	SHORT	BLACK	WHITE	MEDIUM
in other case							HOLD

Where BLACK means BLACK_LONG, BLACK_MIDDLE or BLACK_SHORT, and in the same way, WHITE includes WHITE_LONG, WHITE_MIDDLE or WHITE_SHORT.

5.3.2 Fuzzy Hammer

The reliability of the Hammer pattern is based on the relative length of the lower shadow of the candlestick with respect to its body; the greater, the better. The color of the body is not important. In addition, the strength of the latest trend (Trend(t)) has been included, since traders consider that when the bearish trend recedes, it could be interpreted as a resistance to continue the current trend, and therefore, it means a turning point in the trend.

Table 6. Fuzzy rules for Hammer pattern

Lupper (t)	Llower (t)	Trend (t-2)	Trend (t-1)	Trend (t)	Lbody (t)	Bullish	
NULL	LONG or MIDDLE	BEARISH	BEARISH	SHORT_BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	HIGH	
NULL	SHORT	BEARISH	BEARISH	SHORT_BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	MEDIUM_HIGH	
SHORT	LONG or MIDDLE	BEARISH	BEARISH	SHORT_BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	MEDIUM	
NULL	LONG or MIDDLE	BEARISH	BEARISH	MIDDLE or LONG BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	MEDIUM	
NULL	SHORT	BEARISH	BEARISH	MIDDLE or LONG BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	MEDIUM_LOW	
SHORT	LONG or MIDDLE	BEARISH	BEARISH	MIDDLE or LONG BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	LOW	
in other case							HOLD

Where BEARISH includes SHORT_BEARISH, MIDDLE_BEARISH and LONG_BEARISH.

5.3.3 Fuzzy Piercing Line

According to this pattern the market follows a downtrend (first black body). The “bearishness” of the prior day that opens the market (trend) and the ratio between the size of the

current white candlestick and the previous black are also considered. Therefore, the greater the $Ldifopen(t)$ (6) and $Ldifcentral(t)$ (7) variables are, the stronger the Bullish output is.

Regarding the trend, a particular consideration has been taken into account. For scenarios with a strong to moderate value of the Bullish output variable, that is, for HIGH, MEDIUM_HIGH and MEDIUM, we will not consider the variable $Trend(t-2)$. This way there are more opportunities to detect these patterns. However, for the other cases (MEDIUM_LOW and LOW), this trend variable has been considered to reinforce the information in order to reduce the false positives.

Table 7. Fuzzy rules for Piercing Line pattern

$Ldifopen(t)$	$Ldifcentral(t)$	$Trend(t-2)$	$Trend(t-1)$	$Trend(t)$	$Lbody(t-1)$	Bullish
SHORT	SHORT	BEARISH	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	LOW
SHORT	MIDDLE	BEARISH	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM_LOW
SHORT	LONG	-	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM
MIDDLE	SHORT	BEARISH	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM_LOW
MIDDLE	MIDDLE	-	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM
MIDDLE	LONG	-	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM_HIGH
LONG	SHORT	-	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM
LONG	MIDDLE	-	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM_HIGH
LONG	LONG	-	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	HIGH
in other case						HOLD

Where BEARISH includes SHORT_BEARISH, MIDDLE_BEARISH and LONG_BEARISH.

6. Results and discussion

To test the fuzzy candlestick forecasting system we have chosen two different scenarios, the Nasdaq-100 and Eurostoxx stock markets. We have used the same NASDAQ and Eurostoxx portfolios than in (Naranjo et al., 2015) in order to make a comparison between a binary rule system and the intelligent candlestick decision system here proposed. The 10 securities considered for the Nasdaq-100 are: Apple (AAPL), Adobe (ADBE), ADP (ADP), Autodesk (ADSK), Akamai Technologies (AKAM), Altera (ALTR), Alexion Pharmaceuticals (ALXN), Applied Materials (AMAT), Amgen (AMGN), and Amazon (AMZN). The 9 securities that belong to Eurostoxx are: Aegon (AGN), Allianz (ALV), Deutsche Boerse (DB1), Banco de Sabadell (SAB), Santander (SAN), BME (BME), Credit Agricole (ACA), SAMPO (SAMAS) and British Land Company (BLND).

6.1 Training

The training period ranges from 22-Dec-2009 to 21-Dec-2011. We have only used the Nasdaq-100 portfolio for the training. For the validation, we have selected the same period as in (Naranjo et al., 2015), that is, from 22-Dec-2011 to 22-Dec-2013 and both portfolios, Nasdaq-100 and Eurostoxx. In this way, we can assess whether the system is efficient for financial forecasting not only on the market on which it has been trained, but also on another market that has quite a different behavior.

Moreover, to train and validate the fuzzy system, and to be able to check its performance, two different capital management strategies have been used. In experiment 1, an "all-or-nothing" strategy has been applied, that is, the market entry is done with all available capital at that time. On the other hand, in experiment 2, the information provided by the fuzzy output has been used to set the amount to be invested. For the latter case, the market entries with the percentage of available capital indicated by the variable Bullish (0-100). The investment portfolio has an initial value of \$6000 for each security in Nasdaq-100, and also €6000 for each stock in Eurostoxx market.

The training was helpful to tune and optimize the fuzzy rules of the intelligent decision system. In the following tables the training results for the fuzzy candlestick forecasting system in experiment 1 –“all-or-nothing”- (Table 4) and experiment 2 –fuzzy output- (Table 5), and the results for the corresponding standard system over the same period (Table 6) are shown, all of them on the Nasdaq-100 market.

Table 4. Training results for the fuzzy trading system (experiment 1)

Company	Net Profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Avg trade	Avg profit trade	Avg loss trade	Avg profit/ avg loss
AAPL	1220.67	-5.25	31	19	12	0.13	0.43	-0.33	1.28
ADBE	91.97	-8.96	28	10	18	0.03	5.86	-3.20	1.83
ADP	469.52	-4.04	37	24	13	0.30	1.11	-1.17	0.94
ADSK	217.33	-10.19	23	10	13	0.44	4.87	-2.96	1.64
AKAM	-195.16	-10.91	18	8	10	0.35	5.12	-3.42	1.50
ALTR	351.01	-3.30	16	10	6	0.75	2.83	-2.72	1.04
ALXN	-176.02	-6.24	15	6	9	-0.12	1.29	-1.07	1.20
AMAT	418.50	-5.46	21	11	10	1.62	11.21	-8.75	1.28
AMGN	348.85	-3.48	37	18	19	0.19	1.06	-0.64	1.65
AMZN	1029.69	-4.03	23	17	6	0.29	0.52	-0.33	1.57
Total	3776.36	-2.52	249	133	116				

Table 5. Training results for the fuzzy trading system (experiment 2)

Company	Net Profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Avg trade	Avg profit trade	Avg loss trade	Avg profit/ avg loss
AAPL	754.26	-3,61	31	19	12	0.09	0.28	-0.21	1.34
ADBE	150.05	-5,88	28	10	18	0.12	3.49	-1.75	1.99
ADP	326.33	-2,41	37	24	13	0.21	0.76	-0.79	0.95
ADSK	-208.77	-7,71	23	10	13	-0.23	1.81	-1.79	1.01
AKAM	-86.37	-5,91	18	8	10	0.20	2.81	-1.87	1.51
ALTR	346.81	-1,51	16	10	6	0.69	1.85	-1.25	1.48
ALXN	-23.31	-2,67	15	6	9	0.01	0.80	-0.52	1.54
AMAT	239.48	-3,64	21	11	10	0.91	6.70	-5.36	1.25
AMGN	247.85	-2,61	37	18	19	0.13	0.75	-0.45	1.66
AMZN	791.75	-2,10	23	17	6	0.22	0.37	-0.17	2.18
Total	2538.08	-1,54	249	133	116				

Table 6. Training results for standard (binary) trading system

Company	Net Profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Avg trade	Avg profit trade	Avg loss trade	Avg profit/ avg loss
AAPL	519.43	-1.32	5	4	1	0.34	0.49	-0.22	2.17
ADBE	5.04	-1.41	3	1	2	-0.03	2.62	-1.35	1.94
ADP	78.85	0.00	2	2	0	0.91	0.91	-	-
ADSK	-229.76	-3.83	3	0	3	-2.28	-	-2.28	0.00
AKAM	-390.74	-6.74	4	1	3	-3.89	0.46	-5.34	0.09
ALTR	47.45	-1.40	2	1	1	0.54	3.28	-2.21	1.49
ALXN	-2.64	-0.04	1	0	1	-0.06	-	-0.06	0.00
AMAT	331.20	0.00	1	1	0	25.50	25.50	-	-
AMGN	199.34	-0.13	3	2	1	1.28	1.98	-0.14	14.32
AMZN	83.51	-0.26	5	3	2	0.12	0.23	-0.04	5.30
Total	641.68	-0.72	29	15	14				

In these tables several indicators of the performance of the trading system are shown. Besides the Net Profit (first column), the number of total, positive (+) and negative (-) trades, the following measures are also calculated, namely:

- **Max DD (%):** Drawdown (DD) is a risk indicator of a portfolio. It is the reduction of capital after a series of losing trades. This is normally calculated by getting the

difference between a relative peak in capital minus a relative trough. Maximum Drawdown (Max DD) is the maximum of the calculated drawdowns. Traders normally note this indicator as a percentage of their trading account.

- **Avg trade:** the average profit from all of the trades. It is useful for getting an idea of how much you could expect to profit on average with future trades. It is defined as the amount of the money earned or loss in all the trades divided by the number of trades.
- **Avg profit trade:** the average profit value per a trade is the total of profits divided by the number of winning trades. It is useful for knowing how much you could expect to earn in a winning trade.
- **Avg loss trade:** the average loss value per a trade is the total of losses divided by the number of losing trades.
- **Avg profit/avg loss:** this statistic returns a ratio that can be used as a performance measure for the strategy. It compares the average profit and loss trades. A value greater than 1 means that the profit trades are better than the loss trades. If the result is smaller than 1, it means that you need more profit trades than loss trades to have a profitable trading system.

According to the results of the training phase (Tables 4, 5 and 6), we can conclude the following observations. Firstly, regarding the benefits, the Fuzzy exp1 system is the one that obtains a greater benefit, \$ 37,776.36, equivalent to 6.29%, followed by the Fuzzy exp2 system, with \$ 2,538.08, equivalent to 4.23%; far from them, the standard system obtained a \$ 641.68 profit, equivalent to 1.07%. As regards the Max DD, the lowest value is obtained by the classical system (-0.72%), followed by the Fuzzy exp2 system (-1.54%) and the Fuzzy exp1 system (-2.52%). These three values are considered low and can be assumed by the investors. Nevertheless, obtaining such a low value for the standard system does not justify the low profits obtained by it.

The success rate is similar for the three systems, although it is a little higher for both fuzzy systems (53.41%) compared to the classical one (51.72%). From this we can conclude that the standard system, since it has more rigid rules for the detection of patterns, should have obtained a better success rate with respect to the fuzzy systems at the expense of having a smaller number of detected patterns; however, the fuzzy systems have been shown to have a better hit rate, and a higher number of detected patterns (8.58 times greater), so that the combination of both parameters gives as result a greater benefit. In addition, the Max DD is low for all the systems; indeed the Fuzzy exp2 system obtained a reduction of 38.89% respect to the system Fuzzy exp1. This may be due to its more conservative strategy, which produced a reduction of 32.79% in profits. Therefore, although both Max DD values are bearable by traders, it will depend on the investment strategy; they will have to choose a somehow more aggressive strategy (Fuzzy exp1), obtaining a greater benefit, or a more conservative one (Fuzzy exp1) which implies a reduction in profits. However, the reduction of the Max DD in the classical system, as discussed above, does not justify the excessive reduction of profits.

The evolution of capital for the three systems as a function of time is shown in Figure 11. It is possible to see the upward trend of the graphs that corresponds to the Fuzzy exp1 and exp2 systems, whereas the standard system does not seem to get that upside component throughout the training period. In addition, we can note the differences between the Fuzzy system exp1 and exp2; a smoother line is obtained by the Fuzzy exp2, that is, the capital fall is smaller and, consequently, the rising peaks are also smaller.

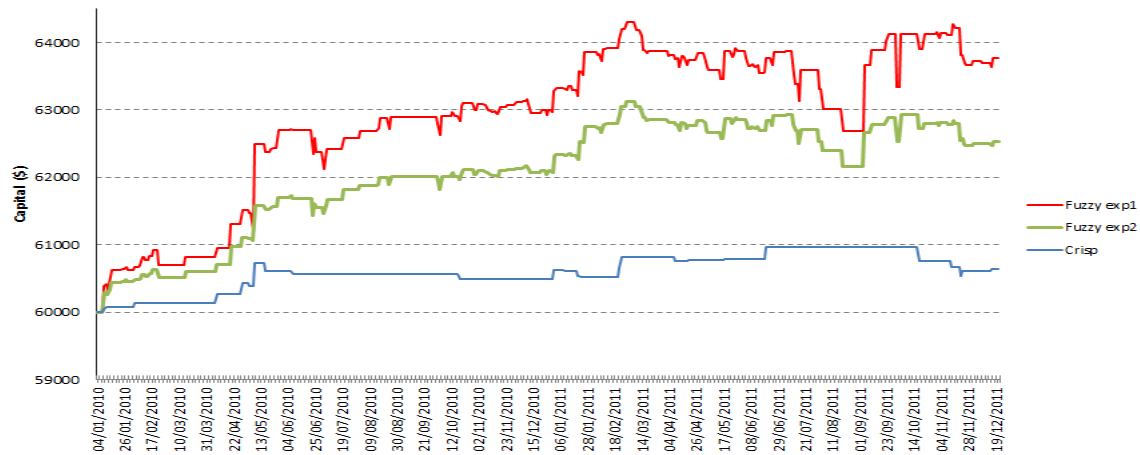


Fig. 11. Evolution of the capital for the training period with the three strategies

6.2 Validation

For the validation period, 22-Dec-2011 to 22-Dec-2013, the results are shown in Table 7 (Fuzzy system - experiment 1 in Nasdaq-100), Table 8 (Fuzzy system - experiment 2 in Nasdaq-100), Table 9 (standard system in Nasdaq-100), Table 10 (Fuzzy system - experiment 1 in Eurostoxx), Table 11 (Fuzzy system - experiment 2 in Eurostoxx), and Table 12 (classical system in Eurostoxx).

Table 7. Validation results for Fuzzy system – experiment 1 (Nasdaq-100)

Company	Net Profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Avg trade	Avg profit trade	Avg loss trade	Avg profit/avg loss
AAPL	-60.77	-8.29	30	16	14	0.00	0.17	-0.20	0.83
ADBE	-198.57	-7.93	22	9	13	-0.13	1.69	-1.38	1.22
ADP	217.84	-3.16	38	22	16	0.07	0.63	-0.68	0.92
ADSK	586.59	-3.50	23	14	9	0.74	2.41	-1.79	1.35
AKAM	1739.01	-2.85	24	16	8	1.73	3.49	-1.36	2.57
ALTR	-168.51	-17.66	28	13	15	-0.20	3.81	-3.69	1.03
ALXN	235.62	-8.23	22	13	9	0.08	1.00	-1.24	0.81
AMAT	-3.26	-7.86	23	13	10	-0.09	3.88	-5.25	0.74
AMGN	1083.28	-6.60	26	16	10	0.42	1.12	-0.71	1.58
AMZN	753.35	-3.89	28	16	12	0.10	0.32	-0.20	1.58
Total	4184.58	-1.56	264	148	116				

Table 8. Validation results for Fuzzy system – experiment 2 (Nasdaq-100)

Company	Net Profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Avg trade	Avg profit trade	Avg loss trade	Avg profit/avg loss
AAPL	52.97	-5.56	30	16	14	0.00	0.12	-0.13	0.91
ADBE	-148.84	-6.04	22	9	13	-0.09	1.20	-0.98	1.22
ADP	154.20	-2.38	38	22	16	0.05	0.46	-0.51	0.91
ADSK	222.99	-1.92	23	14	9	0.29	1.17	-1.06	1.10
AKAM	1268.67	-1.60	24	16	8	1.26	2.43	-0.75	3.22
ALTR	-287.39	-12.82	28	13	15	-0.31	2.20	-2.51	0.88
ALXN	593.16	-2.44	22	13	9	0.26	0.76	-0.48	1.60
AMAT	-72.33	-5.80	23	13	10	-0.33	2.41	-3.89	0.62
AMGN	699.20	-4.53	26	16	10	0.27	0.74	-0.49	1.52
AMZN	400.07	-2.91	28	16	12	0.05	0.20	-0.15	1.35
Total	2882.70	-1.11	264	148	116				

Table 9. Validation results for Crisp system (Nasdaq-100)

Company	Net Profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Avg trade	Avg profit trade	Avg loss trade	Avg profit/avg loss
AAPL	-100.18	-2.40	3	1	2	-0.08	0.07	-0.16	0.45
ADBE	208.12	0.00	1	1	0	4.16	4.16	-	-
ADP	-94.48	-1.57	4	1	3	-0.40	0.76	-0.78	0.98
ADSK	92.73	-0.34	2	1	1	1.29	3.11	-0.53	5.84
AKAM	223.81	0.00	2	2	0	2.32	3.47	-	-
ALTR	73.46	-0.03	2	1	1	1.19	2.43	-0.05	45.19
ALXN	10.98	0.00	1	1	0	0.11	0.11	-	-
AMAT	-110.26	-3.14	4	1	3	-2.29	6.99	-5.38	1.30
AMGN	7.90	0.00	2	2	0	0.06	0.06	-	-
AMZN	117.46	-0.88	3	2	1	0.17	0.36	-0.21	1.72
Total	429.54	-0.32	24	13	11				

Regarding the results of the three trading systems on Nasdaq-100 market (Table 7, 8 and 9), in terms of net profit, the fuzzy candlestick financial system is superior to the standard one for both strategies, all-or-nothing (exp 1) and fuzzy output (exp 2). Specifically, the fuzzy system

gets \$4184.58 net profit, equivalent to 6.97%, in experiment 1 and 4.80% in experiment 2, while the classical trading system reaches 0.72%. According to the hit rate, the fuzzy system gets 56.06% and the standard trading 54.17% of hits. In addition the number of trades is much higher for the intelligent system, as could be expected due to the more flexible nature of the fuzzy system.

As a counterpart, the average trades of the securities for the fuzzy forecasting system are better than for the standard one; however, the system is not as active, which explains the lower net profit. The crisp system is not as interesting as the fuzzy ones in the sense the negative average trades are higher than in the case of the fuzzy systems.

Other important measure to take into account is the maximum Drawdown which in the three cases is very low and perfectly acceptable by investors. Another significant aspect to highlight is how the second strategy (experiment 2) manages to slightly decrease the Max DD from -1.56% to -1.11% at the expense of lowering net profits, as it often happens. In the rest of the measures there are no significant differences.

The evolution of the capital for the validation period is shown in figure 12. In figure 12(a) results of a Buy and Hold (B&H) strategy on a portfolio with the 10 considered securities of the Nasdaq-100 are shown. This way it is possible to observe the evolution of the invested capital in terms of the variations of the share prices over time. In B&H, a \$41,670.51 net profit is obtained (equivalent to 69.45%). This high profit is due to the fact that this market has a strong bullish behavior over the considered period; however, the B&H has a maximum DD of 13.17%, much higher than our fuzzy and standard trading systems. Indeed, both fuzzy trading systems obtain profits over the 2-year period and show a more conservative strategy, that is, less risky than the B&H. In figure 12(b), the lines follow the shape of market evolution (figure 12a), while the standard system is not able to take off and follow the profit trend.

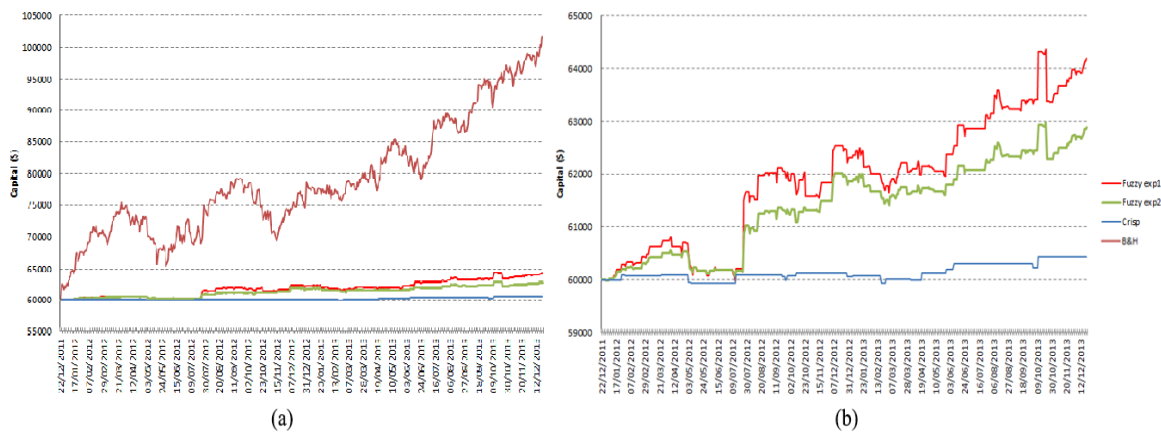


Fig. 12. Evolution of the capital for the validation period (Nasdaq-100)

For the Eurostoxx market, results are shown in Table 10, 11 and 12 for the fuzzy system (experiment 1), fuzzy system (experiment 2) and the crisp system.

Table 10. Validation results for Fuzzy system – experiment 1 (Eurostoxx)

Company	Net Profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Average trade	Avg profit trade	Avg loss trade	Avg profit/ avg loss
ACA	697.11	-3.59	17	10	7	5.65	18.66	-12.95	1.44
AGN	1880.05	-0.81	15	13	2	26.20	33.50	-8.16	4.11
ALV	715.29	-4.25	29	16	13	0.29	0.86	-0.38	2.23
BLND	483.30	-2.73	23	15	8	0.03	0.09	-0.06	1.45
BME	47.73	-4.76	18	8	10	0.08	3.52	-2.67	1.32
DB1	723.31	-5.52	31	18	13	0.40	1.53	-1.07	1.43
SAB	-1470.02	-25.24	35	11	24	-24.91	56.11	-66.19	0.85
SAMAS	743.65	-0.62	12	10	2	2.81	3.71	-1.69	2.20
SAN	835.86	-3.49	23	12	11	6.88	20.22	-7.67	2.64
Total	4656.28	-0.96	203	113	90				

Table 11. Validation results for Fuzzy system – experiment 2 (Eurostoxx)

Company	Net Profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Average trade	Avg profit trade	Avg loss trade	Avg profit/ avg loss
ACA	333.94	-1.79	17	10	7	3.11	9.37	-5.83	1.61
AGN	1121.80	-0.30	15	13	2	15.43	19.43	-2.89	6.72
ALV	499.80	-2.79	29	16	13	0.20	0.58	-0.26	2.28
BLND	318.60	-1.99	23	15	8	0.02	0.06	-0.04	1.37
BME	20.00	-3.56	18	8	10	0.02	2.43	-1.90	1.28
DB1	496.58	-4.35	31	18	13	0.27	1.07	-0.78	1.38
SAB	-1052.36	-17.91	35	11	24	-17.23	28.73	-41.16	0.70
SAMAS	528.06	-0.47	12	10	2	2.00	2.64	-1.24	2.13
SAN	594.80	-1.80	23	12	11	4.83	13.42	-4.55	2.95
Total	2861.21	-0.85	203	113	90				

Table 12. Validation results for Crisp system (Eurostoxx)

Company	Net Profit	Max DD (%)	Trades total	Trades +	Trades -	Average trade	Avg profit trade	Avg loss trade	Avg profit/ avg loss
ACA	0.00	0.00	0	0	0	-	-	-	-
AGN	483.29	-0.15	3	2	1	41.11	63.18	-3.03	20.87
ALV	286.89	-0.19	5	4	1	0.44	0.69	-0.11	6.34
BLND	0.00	-0.00	0	0	0	-	-	-	-
BME	97.51	-1.42	2	1	1	2.33	8.81	-4.16	2.12
DB1	73.35	-0.56	4	3	1	0.30	0.74	-0.71	1.04
SAB	306.03	0.00	2	2	0	79.93	119.90	-	-
SAMAS	22.29	-0.10	2	1	1	0.35	0.88	-0.19	4.73
SAN	0.00	0.00	0	0	0	-	-	-	-
Total	1269.37	-0.23	18	13	5				

From these results, in terms of net profit, the fuzzy system is also superior to the standard one in both experiments. Specifically, the fuzzy system gets a €4656.28 net profit, equivalent to 8.62% in experiment 1 and the equivalent to 5.30% in experiment 2 (both higher than for Nasdaq-100). However, the classical system reaches the equivalent to 2.35%, which is lower than the fuzzy system but higher than in the Nasdaq-100 market. According to the hit rate, the fuzzy system gets 55.67% and the crisp one obtains an outstanding 72.22%. In this case, the classical system has a much higher hit rate than the fuzzy one. The standard system is not only more selective, but also much more accurate. However, since the number of trades is very low, the percentage is more unstable while in the case of the fuzzy system, the hit rate obtained is similar for both markets with a high number of trades, which is a good feature. A closer look at the hit rates reveals that the worst security is SAB, with a very bad hit rate with the fuzzy systems. According to the maximum drawdown, there is a minor improvement with respect to experiment 1. As a result, the combination of two situations (higher profit and lower DD), are a good improvement.

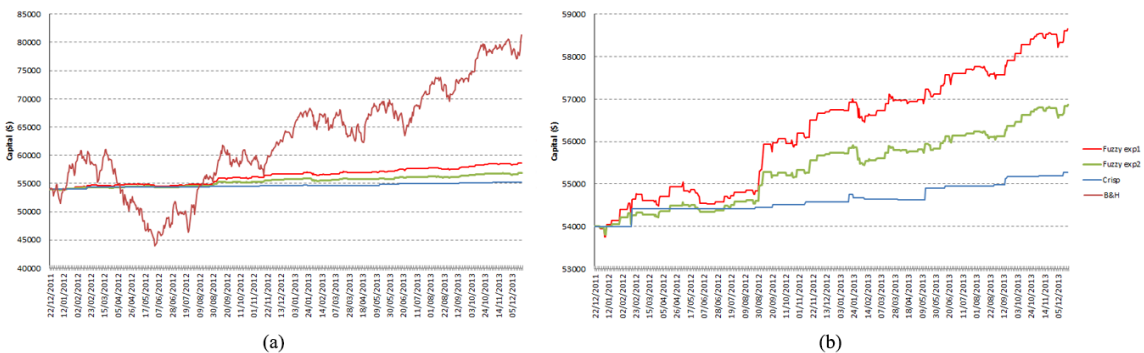


Fig. 13. Evolution of the capital for the validation period (Eurostoxx)

The market evolution has been represented by the profits obtained with the B&H and the fuzzy and classical candlesticks systems (for both strategies) (Figure 13). The B&H system gets €27,376.17 net profit, equivalent to 50.70%; however, it reaches a maximum DD of 27.99%, that is, the profits are higher than for the Nasdaq-100 market but the DD is about twice greater than in the previous market.

In Table 13, the fuzzy candlestick forecasting system proposed in this work and the one in (Naranjo et al., 2015), where fuzzy trading was applied to financial time series, are compared. In term of profit, the highest profit percentage is obtained with the Fuzzy IC system, followed by the Fuzzy exp1 and exp2 decision systems, in that order. However, the maximum DD is better for the fuzzy system implemented in this article although in the Fuzzy IC gets a notable improvement over the Fuzzy I. The Fuzzy IC system gets these good results due to a complex and optimized with a custom optimal-f based capital management strategy.

Table 13. Results of a fuzzy trading system (Naranjo et al., 2015) (left side) and the new fuzzy candlesticks proposal (right side)

		Fuzzy I	Fuzzy IC	Classical	Fuzzy exp1	Fuzzy exp2	Crisp
	Net profit (%)	2,46	11,46	1,27	6,97	4,80	0,72
Nasdaq	Max DD (%)	2,44	1,79	3,23	1,56	1,11	0,32
	Trades + (%)	55,87	60,99	58,33	56,06	56,06	54,17
	Net profit (%)	2,51	7,62	0,45	8,62	5,30	2,35
Eurostoxx	Max DD (%)	2,11	1,50	5,68	0,96	0,85	0,23
	Trades + (%)	58,51	62,64	57,47	55,67	55,67	72,22

In this work, two simple capital management strategies have been used, only for the purpose of assessing the behavior of pattern modeling with fuzzy logic. In any case, the fuzzy system, with a simple capital management strategy reaches a higher profit percentage than the Fuzzy IC and a lower DD for the Eurostoxx market. This proves the high potential of the fuzzy modeling system implemented in this article, since so far it works with only three bullish patterns.

7. Conclusions and future work

This article shows a methodology to model trading rules for candlestick patterns using fuzzy logic. The results are promising and show that the methodology deserves consideration for technical analysis. In spite of having used only three bullish patterns, the proposed intelligent financial system has proven profitable.

As future work, following the same procedure, more and different candlestick patterns can be implemented, both bullish and bearish. In doing so, the system would be able to make profit in bearish situations.

In addition, it would be interesting to implement a more sophisticated capital management strategy, such as the one given in (Naranjo et al., 2015) in order to test whether it implies more profit and less risk.

Funding

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

References

- Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *The Journal of finance*, 47(5), 1731-1764.
- Chen, Y. J., Chen, Y. M., & Lu, C. L. Enhancement of stock market forecasting using an improved fundamental analysis-based approach. *Soft Computing* 1-23 (2016)
- Chmielewski, L., Janowicz, M., Kaleta, J., & Orłowski, A. Pattern recognition in the Japanese candlesticks. In *Soft Computing in Computer and Information Science* 227-234 (2015) Springer
- Chourmouziadis, K., & Chatzoglou, P. D. (2016). An intelligent short term stock trading fuzzy system for assisting investors in portfolio management. *Expert Systems with Applications*, 43, 298-311.
- Dong, C., & Wan, F. (2009, December). A fuzzy approach to stock market timing. In *Information, Communications and Signal Processing, 2009. ICICS 2009. 7th International Conference on* (pp. 1-4). IEEE.
- Gerlein, E. A., McGinnity, M., Belatreche, A., & Coleman, S. (2016). Evaluating machine learning classification for financial trading: An empirical approach. *Expert Systems with Applications*, 54, 193-207.
- Govindasamy, V., Thambidurai, P. Probabilistic fuzzy logic based stock price prediction. *International Journal of Computer Applications* 71(5) (2013)
- Hadavandi, E., Shavandi, H., & Ghanbari, A. (2010). Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting. *Knowledge-Based Systems*, 23(8), 800-808.
- Ijegwa, D., Olufunke, V., Olusegun, F., Olusola I. A predictive stock market technical analysis using fuzzy logic. *Computer and Information Science* 7(3) (2014)
- Kamo, T., & Dagli, C. (2009). Hybrid approach to the Japanese candlestick method for financial forecasting. *Expert Systems with applications*, 36(3), 5023-5030.
- Lan, Q., Zhang, D., Xiong, L. Reversal pattern discovery in financial time series based on fuzzy candlestick lines. *Systems Engineering Procedia* 2, 182–190 (2011)
- Lee, C. H. L., Liu, A., & Chen, W. S. Pattern discovery of fuzzy time series for financial prediction. *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering* 18(5) 613-625 (2006)
- Lee, C. H. L. (2009, July). Modeling Personalized Fuzzy Candlestick Patterns for Investment Decision Making. In *Information Processing, 2009. APCIP 2009. Asia-Pacific Conference on* (Vol. 2, pp. 286-289). IEEE.
- Linares, M., González F.A., Hernández D.F. Mining candlesticks patterns on stock series: a fuzzy logic approach. *Lecture Notes in Computer Science* 5678, 661-670 (2009)
- Lincy, G. R. M., & John, C. J. (2016). A multiple fuzzy inference systems framework for daily stock trading with application to NASDAQ stock exchange. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 44(C), 13-21.
- López, V., Santos, M., & Montero, J. Fuzzy specification in real estate market decision making. *Int. J. Computational Intelligence Systems*, 3(1), 8-20 (2010)

- Marszałek, A., & Burczyński, T. (2014). Modeling and forecasting financial time series with ordered fuzzy candlesticks. *Information Sciences*, 273, 144-155.
- Naranjo, R., Meco, A., Arroyo, J., & Santos, M. An intelligent trading system with fuzzy rules and fuzzy capital management. *Int. J. Intelligence Systems* 30, 963-983 (2015)
- Naranjo, R., Santos, M. Fuzzy candlesticks forecasting using pattern recognition for stock markets. *Advances in Intelligent Systems and Computing* 527, 323-333 (2016)
- Nison, S. Japanese candlestick charting techniques. Prentice Hall Press, New York (2001)
- Ravichandra, T., & Thingom, C. Stock price forecasting using ANN method. In *Information Systems Design and Intelligent Applications* 599-605. Springer (2016)
- Roy, P., Sharma, S., & Kowar, M. K. (2012). Fuzzy candlestick approach to trade S&P CNX NIFTY 50 index using engulfing patterns. *International Journal of Hybrid Information Technology*, 5(3), 57-66.
- Roy, P., Kumar, R., Sharma, S. Fuzzy candlestick based stock market trading system using Hammer pattern. *American International Journal of Research in Science, Technology, Engineering & Mathematics* 6-10 (2014a)
- Roy, P., Kumar, R., & Sharma, S. (2014b). A survey on the application of hybrid techniques for stock market forecasting. *Artificial Intelligent Systems and Machine Learning*, 6(1), 25-31. Seth S. The best technical analysis trading software, <http://www.investopedia.com/articles/active-trading/121014/best-technical-analysis-trading-software.asp>, updated March 18, 2016
- Si, Y. W., & Yin, J. OBST-based segmentation approach to financial time series. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(10) 2581-2596 (2013)
- Wan, Y., Gong, X., & Si, Y. W. Effect of segmentation on financial time series pattern matching. *Applied Soft Computing* 38 (2016) 346–359.
- Wang, J., & J. Wang. Forecasting stock market indexes using principle component analysis and stochastic time effective neural networks. *Neurocomputing* 156, 68-78 (2015)
- Xu-Shen, Z., Ming, D. Can fuzzy logic make technical analysis 20/20? CFA Institute. *Financial Analysts Journal* 60(4) (2004)