

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID
FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INFORMACIÓN



TESIS DOCTORAL

**Análisis de sentimiento en los procesos de búsqueda de
información en internet**

MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR

PRESENTADA POR

Gemma García López

Director

Joaquín Sotelo González

Madrid

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INFORMACIÓN
DEPARTAMENTO DE PERIODISMO Y NUEVOS MEDIOS



UNIVERSIDAD
COMPLUTENSE
MADRID

ANÁLISIS DE SENTIMIENTO EN LOS PROCESOS DE BÚSQUEDA DE INFORMACIÓN EN INTERNET

Las emociones como factor de análisis y clasificación

**TESIS DOCTORAL PRESENTADA POR
Gemma García López**

Bajo la dirección del Doctor D. Joaquín Sotelo González

MADRID, 2020

Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecer su esfuerzo y dedicación a mi director, el Doctor Joaquín Sotelo. Dirigir una tesis siempre es difícil y cuando el doctorando salta entre dos continentes, la tarea es aún más compleja. Gracias por guiarme.

También al departamento de Comunicación de la Universidad de Stanford (California) y especialmente al Doctor Jeff Hancock, director fundador del *Stanford Social Media Lab* y director del *Stanford's Center for Computational Social Science*. Gracias a sus clases de *Language and Technology* descubrí lo que quiero para mi futuro profesional.

En este camino que ha durado casi 5 años, he descubierto a gente maravillosa cuyo apoyo y ayuda ha sido imprescindible. Gracias a:

Saif M. Mohammad, Oficial superior de investigación del Consejo Nacional de Investigación de Canadá, por compartir conmigo sus herramientas y conocimiento. Su trabajo, *The Sentiment and Emotion Lexicons*, ha sido de vital importancia para los análisis de esta tesis. Gracias por colaborar desinteresadamente con mi investigación.

Bill Slawski, por ser mi referente SEO y descubrirme el imprevisible mundo de las patentes. Sus artículos y charlas siempre han sido de gran inspiración.

A las personas que trabajan en Emotion Research Lab (Valencia) y Affect Lab (Mumbai, India) por colaborar conmigo y permitirme desarrollar mis estudios.

Y a la asociación IAMCR (The International Association for Media and Communication Research). Gracias a ellos he podido compartir ideas, aprender y crecer. A partir de ahora, siendo su *embajadora* en la Costa Oeste de Estados Unidos, mi trabajo continúa para contribuir al desarrollo y mejora de la investigación en comunicación.

A todos los que de alguna forma u otra habéis hecho esto posible, GRACIAS.

Dedicatoria...

A los dos hombres de mi vida.

A mi padre, Bernardino. Que mi esfuerzo sirva para redimir las oportunidades que un día te negó la vida. Mis logros siempre serán los tuyos.

A mi compañero de vida y camino, Arián. Por acompañarme en cada paso y creer en mí cuando ni yo misma lo hacía.

ÍNDICE

ABSTRACT	5
RESUMEN	7
INTRODUCCIÓN	9
Capítulo 1. Planteamiento de la investigación	12
1.1 Marco Teórico	12
1.2 Justificación y objetivos	12
1.3 Metodología	15
1.4 Hipótesis	16
Capítulo 2. Contexto del estudio: Internet, procesos de búsqueda y SEO	17
2.1 Internet en datos	17
2.2 Procesos de búsqueda	19
2.3 Search Engine Optimization	23
2.4 Contenido SEO	24
2.5 Algoritmos	28
Capítulo 3. Computación afectiva	31
3.1 Teorías de las emociones y principales autores	31
3.2 Desarrollo de la Computación Afectiva	34
3.2.1 Detección de emociones en texto	36
3.2.2 Detección de emociones en voz	44
3.2.3 Detección de emociones a través de parámetros faciales	47
3.2.4 Detección de emociones a través de EEG	51
3.3 Datos biométricos como factores de clasificación	54
Capítulo 4. Desarrollo de la investigación	57
4.1 Emociones en los procesos de búsqueda de información	57
4.2 Análisis de texto y análisis de sentimiento (<i>sentiment analysis</i>)	59
4.3 Análisis sentimiento de las consultas en texto: modelo dimensional y categórico.	65
4.4 Análisis de emociones en los procesos de búsqueda utilizando EEG	196
Capítulo 5. Conclusions	236
Capítulo 6. SEO Emocional: planteamiento teórico del prototipo	238
BIBLIOGRAFÍA	252
ANEXOS	268

ABSTRACT

The increasing interaction between humans and machines, the progress of technology in fields such as Affective Computing, and the emergence of smart devices have placed us in a new historical moment in which personalization is overriding. Emotions play a very relevant role. We have modified the way we relate to both humans and machines and this has affected a large part of the actions we carry out on a daily basis, such as searching for information on the Internet. With the advancement of technology, the appearance of voice search and personal assistants, the way of searching for information on the Internet has changed. Also, of course, the content we find. Search engines like Google have provided for years, results to users' search queries based on SEO (Search Engine Optimization) criteria, keywords, and thematic blocks. Now, in the continuous research for personalization, they have more personal information about users such as their tastes, location, health, physical activity, etc. However, so far, the most human factor, emotions, have not been part of the process. The user's emotions are untold. How these users feel when they search for information on the Internet, and the emotionality of the content is also unknown.

This research is focused on the analysis of the language-emotion binomial as a differentiating element in this human-machine interaction, specifically in the information search processes on the Internet. Applying the empirical-analytical method and using different sentiment analysis tools, we analyze the presence of emotions both in queries and in search results. To do this, we carry out different studies using tools that belong to the categorical and dimensional models of emotion representation, including Text Analytics from Microsoft, Tone Analyzer from IBM and lexicons from the National Research Council Canada, approved by the NRC Research Ethics Board (NRC -REB) under protocol number 2009-94. We analyze with this material the search queries of the users and some HTML tags important for SEO and used as ranking factors. The extracted data shows that both search queries and the content that Google offers as a result can be classified thanks to sentiment analysis, extracting information not only about positive-negative polarity but also about specific emotions. The results are more satisfactory with more text. Once the initial hypotheses were verified, we carried out a third study using electroencephalography (EEG) techniques and specific software that measures the user's emotions through the MindWave Mobile 2 headset. The goal is to know if the search results on the Internet can modify the

emotional state of the user. The data extracted in this study shows that in almost 62% of cases, the emotion that participants express during the search query changes to a different emotion when they access and read the search results presented by Google, for instance.

The extracted data have shown the need to introduce sentiment analysis in search processes and the importance of knowing the emotions that the text contains. Previous studies have shown that users tend to click more on the results that offer a positive or happy feeling and that knowing the positivity or negativity of the results could help change some negative trends since positive emotions could undo the cardiovascular effects of negative emotions. With all this information and given the need to humanize one of the most repeated actions on a daily basis around the world, this thesis presents as its final object the theoretical approach of a prototype that introduces emotions in the process of searching for information on the Internet.

RESUMEN

La creciente interacción entre humanos y máquinas, el avance de la tecnología en campos como la Computación Afectiva y la aparición de dispositivos inteligentes, nos han situado en un nuevo momento histórico en el que la personalización es primordial y las emociones juegan un papel muy relevante. Hemos modificado la forma en la que nos relacionamos tanto con humanos como con máquinas y ésto ha afectado a gran parte de las acciones que realizamos a diario, como por ejemplo buscar información en Internet. Con el avance de la tecnología, la aparición de la búsqueda por voz y de los asistentes personales, la forma de buscar información en Internet ha cambiado y también los contenidos que encontramos. Los buscadores como Google desde hace años ofrecen resultados a las consultas de búsqueda de los usuarios basándose en criterios SEO (*Search Engine Optimization*), palabras clave y bloques temáticos. Ahora además, en esa búsqueda de la personalización, cuentan con información más personal sobre los usuarios como sus gustos, la localización, estado de salud, actividad física, etc. Sin embargo hasta el momento, el factor más humano como son las emociones, no han formado parte del proceso. Se desconoce las emociones del usuario, cómo se encuentra cuando busca información en Internet y desconocemos también la emocionalidad de los contenidos a los que accedemos.

La presente investigación está centrada en el análisis del binomio lenguaje-emoción como elemento diferenciador en esa interacción humano-máquina, concretamente en los procesos de búsqueda de información en Internet. Aplicando el método empírico-analítico y utilizando diferentes herramientas de análisis de sentimiento, analizamos la presencia de emociones tanto en las consultas como en los resultados de búsqueda. Para ello, realizamos diferentes estudios utilizando herramientas que pertenecen a los modelos categórico y dimensional de representación de emociones, entre ellas Text Analytics de Microsoft, Tone Analyzer de IBM y los léxicos del National Research Council Canada, aprobados por el NRC Research Ethics Board (NRC-REB) bajo el protocolo 2009-94. Analizamos con este material tanto las consultas de búsqueda de los usuarios como algunas etiquetas HTML importantes para SEO y por tanto utilizadas como factores de clasificación. Los datos extraídos muestran que tanto las consultas de búsqueda como los contenidos que Google ofrece como resultado pueden ser clasificados gracias al análisis de sentimiento, extrayendo información no solo sobre la polaridad positivo-negativo, sino también sobre emociones específicas. Los

resultados son más satisfactorios a mayor cantidad de texto. Una vez verificadas las hipótesis iniciales, realizamos un tercer estudio utilizando técnicas de electroencefalografía (EEG) y un software específico que mide las emociones del usuario a través del auricular MindWave Mobile 2. El objetivo es saber si los resultados de búsqueda en Internet pueden modificar el estado emocional del usuario. Los datos muestran que en casi el 62% de los casos, la emoción que los participantes manifiestan durante la consulta de búsqueda cambia a otra emoción diferente cuando acceden y leen los resultados de búsqueda presentados por Google.

Los datos extraídos han puesto de manifiesto la necesidad de introducir el análisis de sentimiento en los procesos de búsqueda y la importancia de saber las emociones que el texto contiene. Estudios previos han demostrado que los usuarios tienden a clicar más los resultados que ofrecen un sentimiento positivo o de felicidad y que conocer la positividad o negatividad de los resultados podría ayudar a cambiar algunas tendencias negativas, ya que las emociones positivas podrían deshacer los efectos cardiovasculares de las emociones negativas. Con toda esta información y ante la necesidad de humanizar una de las acciones más repetidas a diario en todo el mundo, esta tesis presenta como objeto final el planteamiento teórico de un prototipo que introduce las emociones en el proceso de búsqueda de información en Internet.

INTRODUCCIÓN

“Nada en esta vida debe ser temido, solo comprendido. Ahora es el momento de comprender más, para temer menos” - Marie Curie

Con la publicación del libro de Daniel Goleman *Inteligencia Emocional*, en 1995, medios de comunicación como la revista *Time* o *Harvard Business Review* calificaron el concepto *inteligencia emocional* como una idea innovadora y revolucionaria. El autor pretendía manifestar al mundo el poder de las emociones y el conflicto entre la razón y los sentimientos, así como el uso y aprendizaje que puede hacerse de las mismas (Goleman, 1995).

En la actualidad, ese poder que tienen las emociones y su integración en los procesos tecnológicos, se ha convertido en un reto desarrollado principalmente por un área de investigación conocida como HCI (*Human-Computer Interaction*) y la rama más moderna de la Computación Afectiva. Ambas se encargan de estudiar y desarrollar sistemas y dispositivos que pueden reconocer, interpretar y procesar nuestras emociones para mejorar la comunicación con las máquinas, ya sea un robot, nuestro teléfono móvil o un asistente personal como Siri.

Las emociones se han convertido en una fuente de información indiscutible. Podemos obtener datos sobre cómo se siente una persona analizando sus gestos, su voz o las palabras que elige cuando escribe. De ahí que las emociones, hasta ahora de interés sólo en ramas como la medicina o la psicología, se hayan convertido en algo tan valioso para empresas de comunicación, marketing y tecnología. Durante años, la lucha por vender más productos o servicios, conseguir más lectores o visitas a una página web dependía de numerosas técnicas de marketing, diseño o posicionamiento. Sin embargo, tanto empresas como medios de comunicación han descubierto que las emociones son ahora la pieza clave en esa interacción y la mejor forma de conectar con el usuario.

Todos estos cambios han conducido a un momento histórico en el que la personalización es un factor primordial. Cada persona es única y está condicionada por unas circunstancias específicas como puede ser la ubicación, el estado de salud, las rutinas diarias, los gustos o las emociones. Prueba de ello, fue la aparición de los asistentes personales como

Siri o Alexa, que si bien no integran completamente las emociones, sí tienen en cuenta todos los factores personales que rodean al usuario cuando realiza una búsqueda.

Esto ha provocado que la forma de buscar información en Internet haya cambiado y también los contenidos que encontramos. Hasta hace poco, los buscadores como Google, Bing, Yahoo, Baidu (China) o Yandex (Rusia), utilizaban el SEO (*Search Engine Optimization*), traducido como optimización en motores de búsqueda, para ofrecer resultados a sus usuarios basándose en palabras clave (*keywords*) o bloques temáticos (Chuklin, & de Rijke, 2016). Esa elección de palabras clave es solo una de las numerosas técnicas SEO que tanto empresas como medios de comunicación han utilizado para mejorar sus páginas y contenidos y ser así visibles para los motores de búsqueda.

Con el avance incesante de la tecnología y la aparición de dispositivos inteligentes, el nuevo objetivo es ofrecer al usuario la información que necesita teniendo en cuenta el contexto que le rodea. Podemos realizar búsquedas en Internet desde nuestro teléfono móvil u ordenador, desde nuestro reloj o usando un altavoz en casa, y la mera elección del medio ya está afectando a nuestra consulta. Ahora no solo es importante qué busquemos, sino cómo lo buscamos, desde dónde y qué sería más adecuado para nosotros.

En este momento, donde se busca la máxima personalización y la adaptación de los mensajes, entra en juego un nuevo filtro potencial: el estado emocional. ¿Experimentan las mismas emociones dos personas que buscan el mismo contenido en Internet? ¿Debería obtener una persona con hipocondría las mismas respuestas a sus consultas de búsqueda que una persona sin este trastorno? ¿Deberían los usuarios poder conocer las emociones implícitas en los contenidos que encuentran en Internet?

Esta tesis aúna las posibilidades que brindan el lenguaje y la tecnología para probar que las emociones están presentes también en los procesos de búsqueda, tanto en las consultas que realizamos en Internet como en los resultados que obtenemos. Con esta información y los resultados obtenidos durante el desarrollo de la investigación, planteamos un procedimiento para el análisis de sentimiento en los procesos de búsqueda. Las palabras ya no son solamente *keywords* al servicio de las diferentes técnicas de SEO tradicional, sino que poseen una carga emocional que es clave para conocer cómo se siente el usuario y qué emociones contienen los contenidos en Internet. El SEO Emocional será un nuevo

procedimiento de clasificación que nos ofrecerá la información emocional necesaria sobre el usuario y sobre los contenidos de Internet, dando a los internautas nuevos datos a tener en cuenta en la elección de los resultados.

Capítulo 1. Planteamiento de la investigación

1.1 Marco Teórico

El planteamiento teórico de esta tesis se basa en la Psicología de la emoción llevada a la comunicación, una disciplina que ha estudiado durante siglos las teorías de autores destacados como Darwin, William James, Walter Cannon o Plutchik y continúa analizando los planteamientos de autores más modernos como Paul Ekman o John Searle. Las aportaciones de cada uno de ellos nos han brindado diferentes perspectivas sobre la construcción social y discursiva de la emoción. Para Searle (1992), la emoción es social y está producida por la relación existente con el lenguaje y la comunicación. Hablamos de emociones comunicables. La construcción social de la emoción ha ayudado a lo largo de la historia a entender cómo se construyen las emociones a través de lenguaje y la importancia de interpretarlas en el contexto social que se producen. De ahí la postura de Harré (2010), quien defiende que las emociones deben ser observadas en el lenguaje ya que las palabras están ligadas a situaciones, contextos sociales y morales e interpretaciones. En los últimos años, hemos experimentado una ligera evolución del Socioconstruccionismo hacia el Postconstruccionismo de la emoción y a la aparición del concepto “*performance*”, desarrollado especialmente por Judith Butler. Para esta autora, las emociones son una *performance* producida a través de actos internamente discontinuos (Butler, 1993) y pueden aparecer y desaparecer en el lenguaje ya que son narrativas, relatos de acciones. Las constantes transformaciones y redefiniciones de la construcción de las emociones ha dado lugar a la aparición de nuevas *performance* relacionadas con las TIC como el *human-affective machine*, la parte más tecno-científica de las emociones. Un ejemplo sería cualquier sistema tecnológico que se relaciona e interactúa con el ser humano de una forma que el estado emocional cambia en los diferentes contextos sociales (Belli, Harré e Íñiguez, 2010). De esta forma, se plantea la tecnociencia como una evolución natural entre la emoción y el lenguaje.

1.2 Justificación y objetivos

El desarrollo de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC), ha generado nuevos lenguajes, nuevas formas de interacción y la necesidad de conocer en

profundidad tanto el mensaje como a la persona que lo emite. Las emociones son una parte inseparable del ser humano y juegan un rol especial en la comunicación. No solamente están presentes en el mensaje sino que además son importantes en la forma en la que se expresa ese mensaje y en cómo cada uno se enfrenta a la realidad.

La comunicación, el marketing o la publicidad son algunos de los campos que han introducido las emociones como elemento de valor. La necesidad de saber cómo se encuentra nuestro interlocutor, adaptar el mensaje y ofrecer una respuesta personalizada es un reto para cualquier medio o compañía. Pero, ¿cómo podemos conocer el estado emocional de los usuarios?

Los emoticonos son un ejemplo rápido y fiable de cómo se pueden expresar y conocer las emociones en Internet y en los mensajes personales. Son representaciones gráficas a través de expresiones faciales (Walther y D'Addario, 2001, p.1) que nos permiten expresar el enfado, la tristeza, la felicidad y otras emociones. Este sistema es ya comúnmente conocido e interpretable por todos y lo empleamos en chats, redes sociales, mensajes de texto, WhatsApp, etc. Pero además, tenemos otras vías de comunicación emocional más profundas como son las expresiones faciales y las palabras.

El planteamiento de esta investigación se centra en el binomio lenguaje-emoción, un concepto que ha sido objeto de estudio de numerosas corrientes teóricas y que recoge las ideas de aquellos que defienden que las emociones se localizan en el lenguaje y los que opinan que a través del lenguaje accedemos a las emociones (Belli, Íñiguez y Harré, 2010, p.5). Después de los numerosos estudios biológicos sobre las emociones, autores como Rom Harré o Íñiguez-Rueda (2008), entre otros, aportaron además una perspectiva más social: las emociones forman parte de las normas culturales. Según Harré, el uso que hacemos de las palabras está estrechamente unido a las situaciones que experimentamos, a los imperativos morales, a la cultura y las emociones. Esta corriente es conocida como Socioconstruccionismo. Por su parte, la sociolingüística de las emociones añade una interesante visión al respecto de este binomio, defendiendo que las emociones existen previamente a ser reflejadas en el lenguaje, el cual actúa como canal para expresarlas. Esta corriente se centra en las palabras y expresiones lingüísticas de cada lengua para expresar emociones. Anna Wierzbicka es su mayor defensora y afirma que las respuestas emocionales de las personas ante una situación siempre son diferentes aunque el contexto sea el mismo. A

su vez, también comparte que para que exista un estudio completo del léxico de la emoción, es necesario incorporar elementos gramaticales y culturales (Enciso Domínguez et al., 2014).

Para el reconocimiento de las emociones a través de las expresiones faciales (al contrario que ocurre con las palabras), Paul Ekman, uno de los autores más representativos de la materia, expone que ciertas expresiones faciales son similares en distintas culturas (Ekman y Oster, 1981). Esta teoría fue apoyada por otros estudios e investigaciones transculturales realizadas por Tomkins e Izard, quienes comprobaron que existen al menos seis expresiones faciales universales: alegría, miedo, ira, sorpresa, desagrado y tristeza (Iglesias, Loeches y Serrano, 1989). En cuanto al reconocimiento de emociones en la voz, existen numerosos estudios como el de Lee y Narayanan (2005), citado en el capítulo 2, que han comprobado la eficacia de la detección de emociones a través del lenguaje y la información acústica.

Bajo este marco teórico y con la Computación Afectiva como paraguas, pretendemos analizar las emociones implícitas en las palabras de las consultas que realizan los usuarios y los resultados de búsqueda que obtienen. El objeto de estudio se centra en las posibilidades que la lengua y las emociones brindan dentro de un escenario donde habrá dos actores importantes, el SEO y las emociones. Para ello, es necesario exponer y comprender todos los factores que influyen a ambos y posteriormente, buscar su unión a través del análisis de sentimiento.

El objetivo principal de esta investigación es analizar y clasificar la carga afectiva de los textos empleados en las consultas de búsqueda y los resultados mostrados por buscadores como Google. Una vez expuesta la teoría y realizados los análisis pertinentes, el último paso será el planteamiento de un procedimiento innovador que permita el análisis y clasificación emocional en los procesos de búsqueda-respuesta. De este modo, no solamente conoceremos las emociones de los usuarios cuando realizan búsquedas en Internet sino también de los contenidos a los que acceden. Gracias a este sistema, no solo se ofrecerá el contenido que satisface su necesidad informativa, sino que además el usuario contará con la información emocional necesaria sobre dicho contenido.

Objetivos en el desarrollo:

- 1) Análisis de sentimiento de las consultas de búsqueda .
- 2) Análisis de sentimiento de los resultados de búsqueda.
- 3) Testeo de herramientas de análisis de sentimiento en texto (Análisis de sentimiento), reconocimiento facial y EEG (electroencefalograma) sobre el objeto de estudio.
- 4) Comprobación de hipótesis.
- 5) Planteamiento de un prototipo para el análisis y clasificación emocional en los procesos de búsqueda de información en Internet.

Este estudio y los diferentes análisis se realizarán en inglés ya que existe un mayor número de herramientas de análisis y detección de emociones y recursos léxicos en este idioma. Además, si tenemos en cuenta las diferencias léxicas y culturales, encontramos que algunas herramientas emplean por ejemplo la emoción “disgust”, un concepto que no puede ser universalmente adaptado. Los términos ingleses, aunque pueden ser traducidos, no pueden ser un marco analítico objetivo (Wierzbicka, 1986) que pueda aplicarse por igual en otros idiomas y culturas.

1.3 Metodología

Esta investigación es un trabajo teórico-práctico, nacido de la experimentación con diferentes herramientas y teorías, pero sin perder de vista los conocimientos y estudios que han situado a la comunicación y al SEO en el panorama actual. El punto de partida es una revisión y aclaración de conceptos previos relativos al SEO (*Search Engine Optimization*), a la psicología de las emociones y a las diferentes herramientas existentes para la detección y análisis de las mismas. En el desarrollo de esta tesis, es necesario comprender y estudiar las diferentes teorías de la emoción, aplicar todos los conocimientos concernientes al SEO y desgranar el análisis de sentimiento (*sentiment analysis*) como herramienta para identificar y extraer información subjetiva. Toda la documentación, libros, artículos, papers, así como otras investigaciones previas, serán importantes como base a este estudio.

La tesis se articula en tres fases. La **primera**, más teórica, está centrada en la exposición de dos grandes conceptos, el SEO y la Computación Afectiva, así como de las

diferentes teorías de la emoción. La **segunda fase**, empírico-analítica, coincide con una etapa de contacto experimental y verificación o refutación de hipótesis. Una parte importante de esta fase se realiza en la Universidad de Stanford (California, Estados Unidos) y está centrada en el conocimiento y empleo de técnicas de detección de emociones en texto. En esta fase, el diseño metodológico es experimental, empleando diferentes herramientas de análisis de sentimiento basadas en los modelos categórico y dimensional para la representación de emociones. También contamos con el uso de dispositivos externos para la detección de emociones a través del registro de la actividad bioeléctrica cerebral y del reconocimiento facial. Gracias al conjunto de técnicas y herramientas, realizamos un estudio experimental con el objetivo de comprobar si las técnicas de análisis de sentimiento pueden aplicarse a las consultas de búsqueda y contenidos. La **tercera fase** está centrada en el planteamiento de un prototipo que integra un método híbrido de análisis de sentimiento y detección de emociones. Para ello, es necesario la combinación de sistemas de clasificación basados en léxicos y el uso de herramientas que emplean técnicas de aprendizaje automático.

El resultado de esta tesis, tras la verificación y/o refutación de las diferentes hipótesis, será la creación de un procedimiento inédito que analiza el factor emocional en los procesos de búsqueda. Por primera vez, tanto la consulta de información por parte de los usuarios, como los resultados ofrecidos en Internet serán analizados emocionalmente, creando un sistema que identifica y clasifica las diferentes emociones en texto. Gracias a este procedimiento de análisis, las emociones se convierten en un factor SEO relevante y en el gran eje que rige la comunicación humano-máquina.

1.4 Hipótesis

Hipótesis 1: Las consultas de búsqueda en texto pueden clasificarse emocionalmente y manifiestan afectividad a pesar de la escasez de palabras.

Hipótesis 2: Las meta tags de los contenidos ofrecidos como resultados de búsqueda, factor primordial en el posicionamiento SEO, poseen carga afectiva y pueden clasificarse emocionalmente.

Hipótesis 3: Los resultados de búsqueda en Internet pueden modificar el estado emocional del usuario.

Capítulo 2. Contexto del estudio: Internet, procesos de búsqueda y SEO

2.1 Internet en datos

“Definir Internet es tan difícil como describir el mundo en el que vivimos. Podríamos establecer una comparación entre Internet y un mercado: todo el mundo puede ir al mercado de Internet, sea como espectador, comprador o cliente (...)” (Juncar, 2000, p.12).

El número de usuarios de Internet crece considerablemente cada año. En 2017 superó la mitad de la población mundial y en 2019 alcanzó la cifra de 4.388 millones de internautas, lo que supone un aumento de 366 millones con respecto al año anterior. En España, el 81,1% de la población accede a Internet diariamente, según los resultados de la 1ª Ola del Estudio General de Medios (EGM) de 2020¹, aunque todavía le supera la televisión con una penetración del 85,9%. Pero no solo aumenta el número de usuarios que accede a Internet, sino también el tiempo que emplea navegando en la red. Según el estudio *Digital in 2019: Global Overview*,² cada usuario está un promedio de 6 horas y media en línea, lo que ha provocado cambios en la forma de comunicarnos, en los tipos de dispositivos que utilizamos y en los hábitos de consumo.

Internet es la vía más rápida para encontrar información gracias a la gran calidad de los motores de búsqueda actuales, de ahí que Google continúe siendo el sitio web más visitado del mundo. La cuota de mercado de Google alcanzó en 2019 el 92,62% a nivel mundial y el 96,14% en España, datos que se incrementan hasta el 95,58% y 98,92% respectivamente si la plataforma de acceso es el teléfono móvil (StatCounter 2019)³.

¹ 1ª Ola del Estudio General de Medios. Consultada el 8 de junio de 2020.

Enlace: <http://reporting.aimc.es/index.html#/main/internet>

² Digital in 2019: Global Overview. Consultado el 22 de julio de 2019.

Enlace: <https://datareportal.com/reports/digital-2019-global-digital-overview>

³ StatCounter. (2019). Consultado el 22 de julio de 2019.

Enlace: <http://gs.statcounter.com/search-engine-market-share/mobile/worldwide>

La 22ª Encuesta AIMC a usuarios de Internet – Navegantes en la Red⁴, publicada en marzo de 2020, refleja las principales actividades que realizamos en Internet. Entre ellas se encuentran la lectura de noticias de actualidad, la visualización online de vídeos, la consulta del tiempo, consulta de mapas, ver películas y series online y la búsqueda de información sobre diferentes temas como salud y finanzas.

Al igual que en Estados Unidos, donde el 37% de los adultos utilizan el *smartphone* para acceder a Internet (Pew Research Center, 2019)⁵, el teléfono móvil también se consolida en España como el dispositivo más utilizado para acceder a la red. En 2018, según datos del Informe anual del sector de los Contenidos Digitales en España ⁶elaborado por ONTSI, el 88,7% de los usuarios ya utilizaba este dispositivo para conectarse a la red.

Sin embargo, el panorama general ahora es mucho más amplio y entran en escena otros dispositivos de acceso con gran relevancia como el *smartwatch* o reloj inteligente y los asistentes virtuales para el hogar. Esto es debido en gran parte al aumento del uso en las herramientas de voz y al desarrollo del *Internet of Things* (IoT), la interconexión de dispositivos, aplicaciones y máquinas. Actualmente, a nivel global, cuatro de cada diez usuarios usan la búsqueda por voz cada mes y en países como China e India casi la mitad de los usuarios de Internet usan el control de voz. En cuanto al IoT, según los datos ofrecidos por Oracle España⁷, actualmente contamos con más de 7.000 millones de dispositivos conectados y prevén que se alcanzarán los 22.000 millones en 2025.

El uso de los altavoces inteligentes o asistentes virtuales de hogar ha crecido en Estados Unidos hasta colocarse en el 12%, en Reino Unido ha pasado del 7% al 14%, del 5% al 11% en Canadá y del 4% al 8% en Australia. Sin embargo, a pesar de ser un dispositivo que permite buscar información, los usuarios aún prefieren realizar sus consultas de búsqueda en Google a través de su teléfono móvil.

⁴ Navegantes en la Red – Encuesta AIMC a usuarios de Internet. Consultada el 8 de junio 2020.

Enlace: <https://www.aimc.es/otros-estudios-trabajos/navegantes-la-red/>

⁵ Pew Research Center. (2019). Consultado el 22 de julio.

Enlace: <https://www.pewinternet.org/2019/06/13/mobile-technology-and-home-broadband-2019/>

⁶ Informe anual del sector de los Contenidos Digitales en España, ONTSI. (2019). Consultado el 22 de julio. Enlace: <https://www.ontsi.red.es/es/estudios-e-informes/Contenidos-Digitales/Informe-anual-del-sector-de-los-Contenidos-Digitales-en-3>

⁷ Oracle España, ¿Qué es Internet of Things (IoT)? (2020). Consultado el 22 de julio de 2020. Enlace: <https://www.oracle.com/es/internet-of-things/what-is-iot.html>

Cada día se realizan en torno a 3.500 millones de búsquedas en Google, 3.8 millones por minuto y 228 millones por hora. Hasta la aparición del comando de búsqueda por voz y de los asistentes personales como Siri, Cortana, Alexa o Google Assistant, el 100% de las consultas se realizaba a través de texto. Actualmente, las estadísticas muestran que pese al auge de la búsqueda por voz, aún realizamos un 50-60% de nuestras búsquedas de forma manual. De hecho en España, el 54,3% de la población afirma que prácticamente nunca utiliza los asistentes virtuales de voz, según los datos de la última encuesta AIMC a usuarios de Internet (marzo 2020).

2.2 Procesos de búsqueda

Cada una de estas consultas que escribimos en la barra del navegador sigue un proceso algorítmico⁸ que determina el resultado final. En este desarrollo intervienen una serie de factores imprescindibles: el sujeto que inicia la acción con su consulta de búsqueda, los buscadores (*search engine*) y las páginas de resultados (*Search Engine Results Page o SERPs*) que muestran el contenido apropiado según los términos de búsqueda o palabras clave (*keywords*) empleadas en el proceso.

Los buscadores son sistemas de software diseñados para buscar información en la World Wide Web y además, la interfaz a través de la cual los usuarios descubren esa información en Internet (Zhi y Tsong Yueh Chen, 2016). A través de ellos, los usuarios introducen palabras clave que son “*nombres propios, topónimos u otras palabras que describen específicamente el ámbito de una noticia o contenido*” (Cobo, 2012, p.29-30), con el fin de encontrar esa información. Como respuesta, los buscadores muestran las páginas de resultados (*Search Engine Results Pages*) con diferentes contenidos.

Si analizamos el comportamiento para proporcionar los resultados del buscador líder en Occidente, encontramos que el motor de búsqueda ejecuta tres pasos: rastreo, indexación y

⁸ Un proceso algorítmico es una secuencia de instrucciones que deben realizarse en un orden determinado para obtener la solución a un problema.

publicación. El rastreo es el proceso por el cual el robot de Google analiza y añade las páginas web y sus actualizaciones al índice. Ese robot o “araña” trabaja usando un rastreo algorítmico y analiza URLs, datos de sitemap, enlaces a otras páginas internas o externas, cambios en los contenidos, etc. A ese robot conocido como Googlebot, los autores del libro *Google. Guía práctica para usuarios* (2007), añaden la importancia de Freshbot, el encargado de mantener la actualidad y frescura: “*Mientras que la araña Googlebot es la que realiza la mayor parte de trabajo de rastreo para el índice de Google, Freshbot se encarga de mantener ese índice lo más al día que sea posible, rastreando aquellas páginas que más vida tengan*” (Gallardo y López Guisado, 2005, p.258).

El segundo paso es la indexación. El robot procesa las páginas, su contenido, la información y palabras clave incluidas en las metaetiquetas⁹ de la página web. Con toda la información obtenida de las páginas, Google genera una gran base de datos que relaciona webs, contenidos y palabras clave. Por último, para mostrar al usuario los resultados de búsqueda, el sistema busca en el índice las páginas que coinciden con la consulta y le ofrece aquellos que considera más relevantes. Los factores que determinan la relevancia de una página o contenido son diversos y están estrechamente relacionados con el SEO (*Search Engine Optimization*), conocido coloquialmente como posicionamiento en buscadores.

Google define el proceso de búsqueda “*como consultar un libro muy extenso en el que un índice exhaustivo nos indica exactamente la ubicación de cada elemento. Cuando efectúas una búsqueda en Google, nuestros programas consultan nuestro índice para decidir qué resultados de búsqueda son los más relevantes y mostrártelos*” (Google Search Console, *Cómo funciona la Búsqueda de Google*, 2016).

⁹ Las metaetiquetas son etiquetas HTML que incluyen información útil para los motores de búsqueda, como por ejemplo una descripción breve de la página.

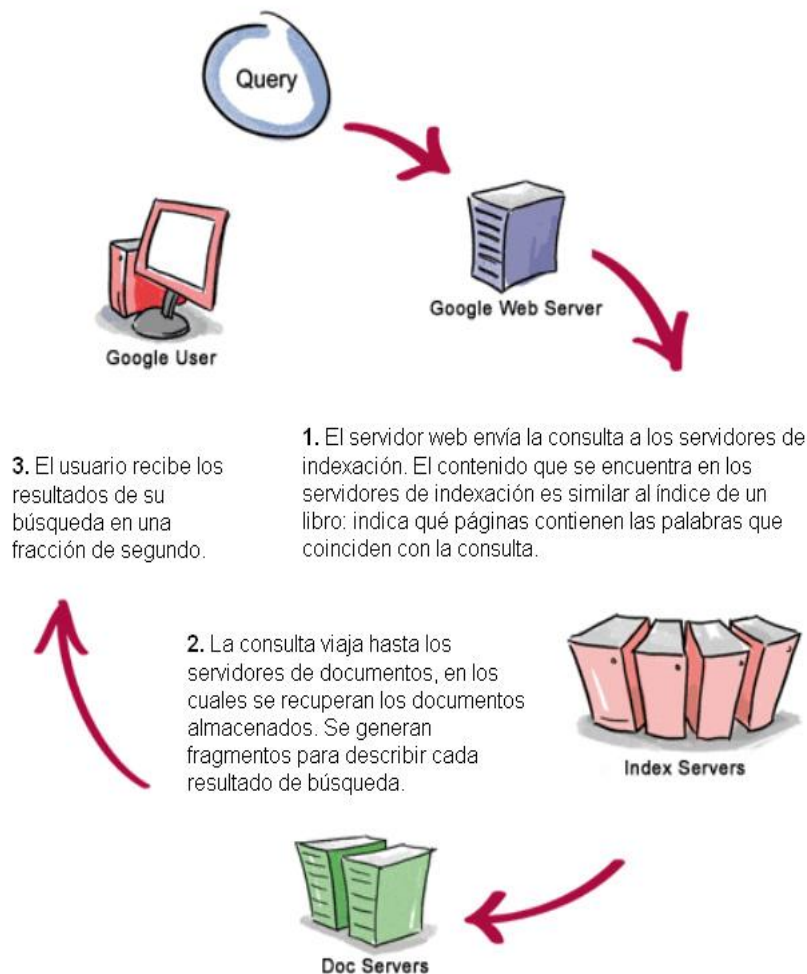


Figura 1: Proceso de una consulta de búsqueda en Google.
 Recuperado de: <http://posicionamientoenbuscadoreswebseo.es/>

Al finalizar el proceso, el usuario recibe la respuesta a su consulta. Esta información puede aparecer en diferentes formatos y secciones, dependiendo del tipo de buscador. Cada motor de búsqueda tiene su propio diseño y muestra el contenido según su estructura. También es relevante el tipo de consulta que realiza el usuario, no solo por las palabras que emplea en su búsqueda, las cuales serán analizadas a nivel emocional en esta investigación, sino también por el objetivo de la misma.

Existen diferentes tipos de consultas de búsqueda: consultas de navegación, de información y transaccionales (Broder, 2002). Las **consultas de navegación** son aquellas que tienen por objetivo llegar a una página web concreta, por ejemplo “restaurante Casa Patas”. Las **consultas informativas** son las más genéricas y tienen como objetivo buscar información de cualquier tipo, desde quiénes son los ganadores de los premios Goya hasta el

tiempo que va a hacer mañana en Madrid. Las **consultas transaccionales** son utilizadas por los usuarios para realizar transacciones online como por ejemplo comprar un billete de avión. A este tipo de consultas se le añadieron otras con la aparición de Google Universal Search, un sistema creado por Google para mezclar resultados y ofrecer otros combinados (Search Engine Land, 2007). Ejemplo de ello son las búsquedas multimedia, búsquedas locales, búsquedas de patentes, etc.

Una vez realizada la búsqueda, el buscador devuelve el contenido que considera apropiado para esa consulta a través de las páginas de resultados. En ellas encontramos resultados orgánicos y resultados de pago (Entrepreneur, 2012). Los resultados orgánicos son aquellos que aparecen en Google de forma natural por la relevancia de su contenido. Los resultados de pago son aquellos que se muestran a través de anuncios previamente pagados por las empresas a través de plataformas como Google Adwords¹⁰.

Esta diferencia en la forma de posicionamiento es lo que conocemos como SEO, *“the process of getting traffic from the “free,” “organic,” “editorial” or “natural” search results on search engines”* y SEM, *“the process of gaining website traffic by purchasing ads on search engines”* (Search Engine Land website).

Las búsquedas por voz funcionan exactamente igual que las búsquedas por texto, las palabras empleadas oralmente son transcritas y el proceso sigue los mismos pasos que una consulta normal. La única diferencia es que debemos usar el icono del micrófono para activar la función y dar los permisos oportunos para que el buscador acceda al micrófono de nuestro ordenador o teléfono móvil. Con el fin de preservar la privacidad y los datos personales, esta función requiere la activación y consentimiento previo por parte del usuario.

Otra forma de realizar búsquedas es a través de los asistentes virtuales como Siri o Google Assistant, integrados en nuestros dispositivos inteligentes (*smartwatch, smartphone y smart speakers*). Para realizar consultas utilizando este tipo de asistentes personales, lo primero que debemos hacer es activarlos mediante un comando de voz preseleccionado, “oye Siri” u “Ok Google” y posteriormente realizar una pregunta. El sistema de respuestas es diferente para cada asistente virtual y tiene unas características particulares. En el caso de

¹⁰ Google Adwords es la publicidad online de pago por clic (PPC) de Google.

Siri, debe registrar la consulta y utilizar un procesador de voz a texto y de procesamiento del lenguaje natural para enviar una respuesta de voz con los datos requeridos. Con Google Assistant podemos interactuar también de forma oral y los resultados son mostrados en un formato de globos de diálogo que permite a los usuarios tocar y abrir diferentes páginas.

Lo mismo ocurre con los asistentes para el hogar o altavoces inteligentes. El sistema de consultas con Google Home, Amazon Echo o Apple HomePod permite realizar preguntas sencillas, sin embargo la calidad de las respuestas aún es deficitaria. Estos dispositivos en el hogar están principalmente diseñados para realizar tareas como regular la temperatura, encender y apagar luces, cerrar persianas y otros controles relacionados con la domótica.

2.3 Search Engine Optimization

Para los usuarios de Internet, realizar un proceso de búsqueda es una tarea sencilla que les proporciona respuestas cada vez más apropiadas. Para profesionales de medios digitales y empresas con presencia online, conocer los procesos de búsqueda y cómo hacer que su contenido sea relevante para los buscadores se ha convertido en una tarea ardua. Solo aquellos que manejan las herramientas y el contenido de forma correcta aparecen en las primeras páginas de los buscadores.

El encargado de desempeñar esta labor de posicionamiento orgánico para buscadores es el SEO (*Search Engine Optimization*), *“la práctica de utilizar un rango de técnicas, incluidas la reescritura del código html, la edición de contenidos, la navegación en el site, campañas de enlaces y más acciones, con el fin de mejorar la posición de un website en los resultados de los buscadores para unos términos de búsqueda concretos”* (Interactive Advertising Bureau, 2010, p.9). Estas técnicas SEO tienen como principal objetivo el posicionamiento orgánico de una página, marca o término de búsqueda, es decir, mejorar su visibilidad en los resultados sin coste económico.

Según Serrano-Cobos (2015): SEO significa Search Engine Optimization, es decir, optimización (de sitios web) para buscadores, concepto que integra una serie de técnicas que permiten a todas o a algunas de las páginas de un sitio web aparecer mejor posicionadas entre los primeros resultados de una página de respuestas (SERP, o Search Engine Response Page) de un motor de búsqueda de internet ante una consulta o query determinada.

Los factores SEO a tener en cuenta para el posicionamiento orgánico son numerosos, tanto *on-page* como *off-page* y afectan tanto al código web como a la interfaz (Morato, et al., 2013). Existen diversos rankings sobre los factores más importantes para Google a la hora de posicionar una página web, en algunos casos el número supera los 200. Algunos medios relevantes en el sector como SEOMoz o Search Engine Journal, apuntan la importancia de las palabras clave en las etiquetas de título, descripción y H1, la calidad de contenido o la navegación móvil como factores SEO claves para el buen posicionamiento. Sin embargo, con los cambios de algoritmo, actualizaciones y nuevas estrategias de Google y otros buscadores, es imprescindible conocer y aplicar todos los factores que intervienen.

Con el avance de las tecnologías y sus múltiples aplicaciones, el SEO ha ido adaptándose a nuevos formatos y nuevos objetivos. Ejemplos de ello son la aparición de ASO (*App Store Optimization*), la optimización de la ficha de una aplicación móvil en tiendas como la App Store de Apple o en Google Play para dispositivos Android; VR SEO, la optimización para realidad virtual y PASO (*Personal Assistant Search Optimization*), la optimización SEO para asistentes virtuales como Google Assistant, Cortana o Siri. La búsqueda por voz y el uso de asistentes personales para realizar tareas cotidianas y búsquedas en Internet ha provocado que también el SEO tenga que adaptarse a este nuevo paradigma.

El proceso para optimizar los contenidos para asistentes virtuales sigue en parte los procedimientos del SEO convencional, sin embargo, es necesario introducir comandos de voz para identificar patrones de consultas: “¿cómo hacer...?”, “¿dónde está...?”, “¿cuándo es...?”, etc. Además, hay que tener en cuenta que la mayoría de las construcciones son consultas de información y las respuestas ofrecidas provienen casi en el 50% de los fragmentos destacados o *featured snippets* de Google.¹¹

2.4 Contenido SEO

El contenido es uno de los factores clave para el posicionamiento orgánico y engloba los diferentes formatos: textos, imágenes, vídeos, etc. Si buscamos una descripción precisa,

¹¹ Los fragmentos destacados o *featured snippets* son resultados destacados por el buscador que ofrecen una respuesta corta y sencilla a las búsquedas realizadas por los usuarios. Podemos localizarlos en un recuadro situado en la parte superior de los resultados de búsqueda.

podemos decir que “*SEO content is any content created with the goal of attracting search engine traffic*” (Gabbert, 2017).

A través del contenido, el usuario encuentra respuesta a sus necesidades y las empresas muestran su valor, productos e iniciativas. El principal objetivo del contenido SEO es aportar valor y calidad sobre un tema específico utilizando las técnicas de posicionamiento apropiadas. Para ello es necesario la investigación de palabras clave, saber dónde y cómo utilizarlas y la organización del contenido en su conjunto (Gabbert, 2017). Después, los motores de búsqueda como Google, son los encargados de extraer y mostrar al usuario los contenidos más relevantes sobre el tema según el tipo de consulta.

El primer paso en la optimización de contenido es la investigación de palabras clave. A través de esta fase, se pueden descubrir las palabras y frases más demandadas por sectores, aprender sobre las diferentes demandas del consumidor y atender sus necesidades. Para ello, hay que diferenciar entre palabra clave o *keyword*, “[...] *a word that is used as a reference point for finding other words of its kind or any information regarding those words*” (SemRush, 2013) y las palabras clave de cola larga o *long tail keywords*, “*a keyword phrase with at least three words because they are more specific*” (Kusinitz, 2014).

Para el análisis de palabras clave existen actualmente numerosas herramientas que proporcionan términos relacionados con nuestra palabra clave, volumen de búsquedas, CPC (Coste Por Clic) y toda la información relativa a un término de búsqueda. SemRush, Wordtracker, Keyworddiscovery o Google Trends son algunos ejemplos de este tipo de herramientas. Además, existen otras proporcionadas por los motores de búsqueda que ayudan a analizar y realizar un seguimiento de las palabras clave, como es el caso de Search Console¹² de Google.

El análisis de palabras clave requiere de una profunda investigación y comparación de herramientas, análisis de la competencia y mercado. Pero además, debe seguir una estrategia global con unos objetivos marcados por la empresa, editorial o medio de comunicación. Es muy importante tener en cuenta el target al que nos dirigimos, si la estrategia es global o local, la geolocalización y otros factores.

¹² “Google Search Console es un servicio gratuito ofrecido por Google que te ayuda a supervisar y a mantener la presencia de tu sitio web en los resultados de Búsqueda de Google” (Google Support, 2017).

Tras la elección y clasificación de las palabras clave más importantes, el segundo paso es la elaboración del contenido apropiado. Un contenido útil y veraz para el usuario que dé respuesta a su consulta de búsqueda. Las palabras clave extraídas en esta primera fase de análisis serán utilizadas tanto para la optimización del contenido, como la optimización de los *meta tags*, que son marcadores de lenguaje HTML destinados a mejorar la accesibilidad a la información para los motores de búsqueda (Turner y Brackbill, 2011). Las metaetiquetas o *meta tags* que pueden ser optimizadas con palabras claves y por tanto muy importantes para el posicionamiento SEO son: *Title Tags*, *Meta Description Tags* y *Headings Tags* (H1, H2, H3...) (Enge, Spencer y Stricchiola, 2015).

Estas metaetiquetas facilitan información sobre un sitio web y se añaden en la sección <head> y <body> de la página HTML (Google Support, 2017). Pertenecen al código web, no son visibles para el usuario, pero sí para los motores de búsqueda. Con la actualización HTML5, se han incorporado al código nuevas etiquetas de programación que deben ser tenidas en cuenta ya que pueden afectar no solo a la estructura de una página, sino también a la categorización del contenido. A continuación mostramos las etiquetas que son interesantes de cara a este estudio por contener texto analizable:

Tabla 1

Extracto de la lista de elementos HTML5 proporcionada por Mozilla Developer

Etiqueta HTML	Descripción
<title>	Define el título del documento, el cual se muestra en la barra de título del navegador o en las pestañas de página.
<h1>,<h2>,<h3>,<h4>,<h5>,<h6>	Los elemento de cabecera implementan seis niveles de cabeceras de documentos; <h1> es la de mayor y <h6> es la de menor importancia. Un elemento de cabecera describe brevemente el tema de la sección que introduce.
<meta>	description y keywords
<p>	Define una parte que debe mostrarse como un párrafo.
	Representa un texto enfatizado, como un acento de intensidad.

	Representa un texto especialmente importante
<s>	Representa contenido que ya no es exacto o relevante.
<i>	Representa un texto en una voz o estado de ánimo alterno, o por lo menos de diferente calidad, como una designación taxonómica, un término técnico, una frase idiomática, un pensamiento o el nombre de un barco.
<mark>	Representa texto resaltado con propósitos de referencia, es decir por su relevancia en otro contexto.

Tabla 1. Elaboración propia.
Fuente: <https://developer.mozilla.org/es/>

Estas etiquetas proporcionan información sobre la página web o contenido en cuestión y ayudan al motor de búsqueda a establecer qué partes del contenido son más importantes. Algunas como <title>, <description> o <H1,H2,H3> son las más conocidas por los profesionales SEO, pero con la incorporación de las nuevas tags en HTML5 como o <main>, se abre un nuevo abanico de posibilidades.

La etiqueta <title> identifica y describe exactamente el contenido y debe incluir palabras clave relevantes. Es uno de los elementos de posicionamiento más importantes y afecta directamente sobre su clasificación. Si realizáramos un símil con el periodismo, podríamos decir que son como los titulares de noticias, cortos y atractivos (Noruzi, 2007). El <title> no debe superar los 50-60 caracteres y las palabras clave deben situarse primero. Según las conclusiones extraídas por el Dr. Ricardo en su tesis doctoral, más del 75% de las páginas web que están en primer lugar para búsquedas de palabras clave, contienen en su etiqueta de <title> la palabra clave en cuestión. Además, el 93,3% de las páginas web contienen la palabra clave en el *title* (Carreras, R. 2012).

La etiqueta <description> proporciona una descripción corta y veraz sobre el contenido de la página web o contenido en cuestión. Esta descripción debe incluir palabras clave, pero a la vez, debe estar escrita con un lenguaje natural y comprensible. Este fragmento es visible cuando realizamos un búsqueda y no debe superar los 160 caracteres para búsquedas en Google, 165 caracteres muestra Yahoo y poco más de 200 caracteres en el caso de Bing (Enge, Spencer y Stricchiola, 2015).

Por su parte, las etiquetas Heading H1, H2, H3... sirven para jerarquizar títulos dentro de los documentos, pudiendo considerar H1 como un título principal, H2 como subtítulos y así sucesivamente. Además de estas etiquetas, existen otras que también pueden ser optimizadas para SEO. Por ejemplo, las etiquetas ALT proporcionan información textual para imágenes (Antonacopoulos, Karatzas y Lopez, 2001) y también son indexadas por los motores de búsqueda.

En cuanto a la optimización de contenido, existen diferentes factores a tener en cuenta dependiendo de si trabajamos texto, vídeo o imagen. El contenido forma parte de la arquitectura de la información, de cómo se organiza un sitio web y todos los elementos que conforman las diferentes páginas y establece cuál es la misión y objetivo de la página web en cuestión (Rosenfeld y Morville, 2002). Para contenido en texto, la estructura, longitud o tipo de letra son algunas de las variables que afectan. El contenido debe ser único, original y orientado al usuario. Insertar palabras clave en un texto para SEO es importante, sin embargo, caer en la sobrecarga de palabras clave o en la duplicidad, es un error castigado por los buscadores. Tras realizar el análisis y extracción de palabras clave, éstas deben ser empleadas en las *meta tags* del texto, la URL, en el titular y el contenido (Enge, Spencer y Stricchiola, 2015).

Al igual que ocurre en noticias, reportajes y artículos, el titular de un texto enfocado al posicionamiento debe ser atractivo e incluir al menos la palabra clave principal. En lenguaje HTML, sería el <H1>. El cuerpo del texto debe seguir una estructura coherente con subtítulos, párrafos bien estructurados y debe contener las palabras o frases clave oportunas según el objetivo marcado. Un buen contenido SEO se caracteriza por un lenguaje natural donde la introducción de palabras clave pasa desapercibida. En el caso de imágenes o vídeos, el espacio disponible para la optimización corresponde a las meta etiquetas y otros factores de SEO técnico como crear un Sitemap XML de vídeo o imagen (Video sitemaps, Google Support, 2017).

2.5 Algoritmos

Los algoritmos y sus diferentes actualizaciones también son un factor que influye directamente en el posicionamiento porque marcan las directrices más importantes a tener en

cuenta por desarrolladores y profesionales SEO. Según Google, los algoritmos de búsqueda “son programas informáticos que buscan pistas para ofrecerte resultados más relevantes”. Utilizan más de 200 factores como el contenido, la localización o palabras clave para adivinar qué busca el usuario y ofrecerle la mejor respuesta (Algoritmos, Google, 2017).

Son precisamente los algoritmos y las diferentes características de sus actualizaciones, lo que determina la información mostrada en los resultados de búsqueda. Desde que en diciembre del año 2000 lanzara su barra de herramientas del navegador y la barra de PageRank¹³, Google ha actualizado su algoritmo de búsqueda entre 500-600 veces al año (Google Algorithm Change History, Moz).

Entre las últimas y más importantes actualizaciones del algoritmo de búsqueda se encuentran Google Panda, Penguin, Hummingbird, Pigeon y Mobilegeddon. Google Panda llegó en 2011 para favorecer a aquellos sitios con contenido de calidad y penalizar las técnicas *Black Hat*¹⁴ como son el *cloaking*, *spinning*, spam en comentarios y *keyword stuffing*. *Cloaking* es uno de los ejemplos de estas técnicas *Black Hat*. Consiste en mostrar un contenido diferente para los usuarios y otro para los motores de búsqueda (Encubrimiento, Support Google, 2017). El *spinning* es la técnica por la cual se crea un artículo reutilizando diferentes textos o artículos, se cambia el orden de los párrafos o se cambian palabras por sinónimos (Gabriel Landaeta, 2014). Por su parte, *keyword stuffing* es la técnica que hace referencia a la sobre-optimización, el uso excesivo de palabras clave (Support Google, 2017).

En 2012 se lanzó Google Penguin para combatir el spam y penalizar aquellos sitios web que contienen o fomentan una gran cantidad de enlaces de baja calidad. A esta actualización se sumó la denominada Hummingbird en 2013, cuyo objetivo era mostrar respuestas precisas a las búsquedas más conversacionales, teniendo en cuenta toda la consulta en su conjunto. En 2014 llega Pigeon, un nuevo lanzamiento para mejorar las búsquedas locales y en 2015, la actualización Mobilegeddon, previamente anunciada por Google, nace para las clasificaciones móviles y para favorecer a los sitios web adaptados a dispositivos móviles (Google Algorithm Change History, Moz, 2016).

¹³ Sistema numérico patentado por Google para asignar relevancia a los documentos o páginas web que indexa el motor de búsqueda.

¹⁴ Black Hat es el término para referirse a estrategias SEO que utilizan técnicas poco éticas.

En marzo de 2017 aparece Fred, una actualización sin confirmación oficial por parte de Google para penalizar los sitios web que utilizaban publicidad de forma excesiva y perjudicaban así la experiencia del usuario. El mismo mes, Google anunció su actualización Mobile First, dando así prioridad a la versión móvil de las páginas y alentando a los creadores de contenidos y propietarios de negocios online a crear contenido compatible con los diferentes dispositivos móviles. El 26 de marzo de 2018 se confirma finalmente la actualización.

Además de los algoritmos, Google utiliza otros sistemas para clasificar los resultados de búsqueda como *RankBrain*, un sistema de inteligencia artificial que sirve para procesar las consultas y encontrar los resultados más relevantes. Tanto los cambios de algoritmo como sus actualizaciones, determinan qué aspectos afectan al posicionamiento orgánico y en qué medida y también la forma en la que el motor de búsqueda muestra los resultados. Es importante que desarrolladores web y profesionales del sector conozcan y entiendan todos los cambios que se producen para poder adaptar los contenidos y la estructura web a las nuevas necesidades.

Hasta ahora, los factores que afectan al posicionamiento orgánico y provocan la clasificación que Google muestra al usuario son técnicos, contextuales y de contenido. Pero, ¿podrían otros factores más humanos afectar al posicionamiento y utilizarse para ofrecer resultados más personalizados? ¿podríamos extraer otro tipo de información del usuario en el momento de la búsqueda y utilizarla en su beneficio? Las palabras clave tan importantes para el SEO no son exclusivamente elecciones objetivas sobre contenido, también ofrecen información emocional muy valiosa sobre el usuario que las emplea. ¿Por qué elegimos la palabra enfermedad y no dolencia?, ¿qué nos lleva a elegir un resultado de búsqueda y no otro?, ¿qué emociones manifestamos y percibimos durante los procesos de búsqueda de información?

En esta tesis pondremos de manifiesto la relación entre SEO y Computación Afectiva. Las palabras clave y las emociones se convierten en un factor primordial en la relación entre humano y máquina, siendo el punto principal de análisis en los procesos de búsqueda de información y elección de resultados.

Capítulo 3. Computación afectiva

3.1 Teorías de las emociones y principales autores

Las emociones son una parte indispensable en el desarrollo de las relaciones humanas. Intervienen en los procesos cognitivos, son la base de nuestras experiencias y están presentes en el desarrollo del lenguaje y de las interacciones sociales. Su estudio se ha desarrollado principalmente dentro del campo de la psicología y ha dado lugar a numerosas teorías e interpretaciones.

Un factor importante para analizar y entender las diferentes teorías es tener clara la diferencia entre emociones y sentimientos. Las emociones pueden manifestarse en cuestión de segundos y a diferencia de los sentimientos o estados de ánimo, pueden reconocerse gracias a las expresiones faciales que producen (Ekman y Davidson, 1994, p.56-57). A lo largo de la historia, han existido tantas definiciones como teóricos sobre la cuestión, pero no se ha conseguido una definición comúnmente aceptada para todos debido a su complejidad.

Algunas de las definiciones expuestas son:

- Robert Plutchik: *“an emotion is not simply a feeling state. Emotion is a complex chain of loosely connected events that begins with a stimulus and includes feelings, psychological changes, impulses to action and specific, goal-directed behavior”* (Plutchik, 2001, American Scientist, vol. 89, pp. 345-346).
- Antonio Damasio: *“una emoción está siempre referida a una secuencia de acciones y los sentimientos se refieren a los resultados de esa secuencia de acciones. (...) Por lo tanto, una definición rápida podría ser que mientras que las emociones son unos programas de acción, los sentimientos de esas emociones son las percepciones compuestas que provienen del estado del cuerpo durante una emoción y es esa percepción la que te da el feeling o sentimiento”* (Damasio, 2011, Executive Excellence, vol. 85, pp.10).

- Para Edward J. Lawler las emociones son: *“short-lived positive or negative evaluative state that has neurological and cognitive elements. Emotions are internal states that are not under the complete control of actors”* (Lawler y Thye, 1999, p.5).
- Magda B. Arnold: *“emotion is the felt tendency toward anything intuitively appraised as good (beneficial), or away from anything intuitively appraised as bad (harmful). This attraction or aversion is accompanied by a pattern of physiological changes organized toward approach or withdrawal. The patterns differ for different emotions”* (Plutchik, 1991, p.28).

Ya en 1967 a través de su obra *Emoción y Sufrimiento* (1967), V.J. Wukmir nos acercaba al concepto de emoción como respuesta del organismo a diferentes situaciones. Para este autor, el organismo ante una situación favorable experimenta emociones positivas y ante una desfavorable, emociones negativas. Esta idea es apoyada por otros autores como William James y Carl Lange a través de su teoría conocida “James-Lange”. Estas posturas se engloban dentro de las **Teorías fisiológicas y de sensación**, aquellas que prestan atención a la forma en la que el sujeto experimenta las emociones (Hernández Zambrano, 2009). Defienden que las emociones comienzan cuando se percibe un estímulo, después se experimenta la emoción y por último se produce la conducta como respuesta (Ramos et al., 2009). Según su teoría, los cambios corporales son fundamentales en la emoción y existen diferentes patrones para cada emoción. De esta forma, una persona no llora porque está triste, sino que está triste porque llora.

Como crítica a esta postura apareció la teoría de Cannon-Bard, la cual defendía que las emociones y respuestas corporales ante una situación concreta suceden simultáneamente, no son una acción encadenada como expone la teoría “James-Lange”. Las emociones son un fenómeno del sistema nervioso, el cual activa el sistema periférico. Los estímulos emocionales son procesados por el cerebro generando respuestas corporales (Friedman, 2010). Por tanto, los cambios físicos acompañan a una emoción, no la provocan.

Otro autor que se manifestó al respecto fue Richard S. Lazarus, quien consiguió gran prestigio gracias a su teoría cognitivo-mediadora dentro de la emoción. Para Lazarus, las emociones se extraen de nuestras evaluaciones e interpretaciones de los eventos. De esta forma, las emociones dependen de nuestra interpretación de un estímulo. La emoción

depende de cómo una persona construye la situación teniendo en cuenta sus valores, creencias, metas, etc. Las teorías de Lazarus y de Schachter-Singer, ambas en el marco de las Teorías Cognitivas de la Emoción, defienden que la activación fisiológica precede a la emoción, forman parte del grupo conocido como **Teorías Cognitivas de la emoción**. Este tipo de teorías desarrollan que las emociones son la consecuencia de procesos cognitivos como el afrontamiento, la evaluación o la interpretación de la situación (Cano-Vindel, 1995).

Dentro de las **Teorías Psico-evolucionistas** encontramos a Plutchik. Este autor defiende la idea de la adaptación biológica y plantea que las emociones son reacciones de adaptación a los cambios y al entorno. Para él, existen ocho emociones básicas o primarias (temor, sorpresa, tristeza, disgusto, ira, esperanza, alegría y aceptación) y ocho avanzadas que surgen de la combinación de las emociones básicas (amor, sumisión, susto, decepción, remordimiento, desprecio, alevosía y optimismo). Esta teoría recibe el nombre de “La rueda de las emociones”, donde cada emoción tiene su opuesta y manifiestan diferentes grados de intensidad. Para dar lugar a emociones avanzadas deben combinarse dos básicas (Plutchik, 1991). Para Plutchik, las ocho emociones básicas son innatas y compartidas por todos los seres humanos (Brave y Nass, 2003). Sin embargo, Paul Ekman defiende que existen seis emociones básicas en lugar de ocho: tristeza, felicidad, sorpresa, asco, miedo e ira. Según Ekman, esta perspectiva básica de las emociones es una teoría en contraste con aquellos que clasifican las emociones diferenciándose sólo en términos de una o más dimensiones, siendo las más comunes la excitación, la agrado y la actividad (Ekman, 1992). Por otro lado están los autores que clasifican las emociones solo en estados positivos y negativos .

Dentro de la clasificación de emociones, hay autores que optan por defender a) la existencia de unas emociones básicas o primarias y otras más avanzadas o secundarias, b) la catalogación de las emociones en positivas, negativas o ambiguas dependiendo del sujeto. Las emociones primarias son respuestas universales e innatas como el miedo o la felicidad; las secundarias están condicionadas social y culturalmente como puede ser la vergüenza o la decepción (Bericat Alastuey, 2012). Las emociones positivas serían por ejemplo la alegría, el orgullo, el entusiasmo o la satisfacción. Son aquellas que fomentan el pensamiento, los recursos físicos e intelectuales de una persona y cuya experimentación es siempre agradable (Jiménez, 2006). Barbara Fredrickson enumera solamente cuatro emociones positivas: la alegría, el interés, el amor y la satisfacción (Estrada, B. et al 2014). Las emociones negativas

serían el miedo, el asco o la tristeza y son nuestra primera reacción de defensa ante posibles amenazas externas (Seligman, 2003, p.17).

Algunos autores como Gray, Avia o Costa y McCrae han basado sus teorías en el planteamiento de la existencia de emociones negativas y positivas, entendidas como dos procesos separados e independientes (Carrillo et al., 2006). Sin embargo, numerosos estudios han probado la existencia de la ambivalencia emocional, la experimentación simultánea de emociones positivas y negativas (Fong, 2006). Esta situación de conflicto ha sido calificada por expertos como un método de protección y asociada a una debilidad emocional, pero para autores como Fong, las personas que sienten ambivalencia emocional son más productivas en tareas creativas y sus juicios suelen ser más precisos.

Cada autor ha aportado su visión e interpretación de las emociones y hasta el día de hoy siguen apareciendo nuevas teorías relacionadas con su aplicación en salud y comunicación. Las diferentes teorías sobre la emoción que han intentado aportar diferentes puntos de vista, desde las más tradicionales hasta las más controvertidas como la lanzada por Lisa Feldman Barrett. Esta neurocientífica defiende que es el cerebro el que construye las emociones en el momento, interactuando mediante sistemas centrales que se inspiran en toda nuestra vida de aprendizaje. Además, según esta autora, las emociones se perciben de forma diferente dependiendo de la cultura.

Las diferentes teorías y trabajos de los citados autores han servido como base para el desarrollo de la Computación Afectiva. Gracias a la aplicación de los diferentes modelos han surgido métodos de análisis emocional y herramientas de medición y se ha abierto una importante vía de investigación para incluir algo tan sensible como las emociones en los procesos tecnológicos y de comunicación con las máquinas.

3.2 Desarrollo de la Computación Afectiva

Las emociones son cruciales en la vida del ser humano y también juegan un papel muy importante en su interacción con el ordenador o las máquinas. Las emociones provocan procesos físicos y cognitivos que desencadenan respuestas de nuestro cuerpo ante diferentes situaciones y esto afecta directamente a la forma en la que interactuamos con la tecnología

(Dix, 2009). En los últimos años, el estudio de la psicología de la emoción se ha incrementado de forma importante para el desarrollo tecnológico, para su aplicación en videojuegos, el desarrollo de aplicaciones de realidad virtual y también para mejorar la comprensión del estado emocional del usuario (Brave y Nass, 2003).

Desde la aparición y desarrollo de la interacción persona-ordenador (IPO), muchos autores han formulado y adaptado sus propias teorías. En 1995, gracias al estudio de Rosalind Picard, nació la rama más moderna del estudio de la emoción, en la que se engloba el concepto de Computación Afectiva o *Affective Computing*, “*computing that relates to, arises from, or deliberately influences emotion or other affective phenomena*” (Picard, MIT Press 1997). En el año 2000, esta investigadora del Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT), compartió las líneas más importantes de su trabajo a través de su libro *Affective Computing*, abriendo al mundo el estudio y desarrollo de tecnología para reconocer e interpretar emociones humanas y generar emociones sintéticas. Un estudio que engloba tecnología, ciencia y psicología.

Una de las aplicaciones actuales de la Computación Afectiva es la detección y análisis de emociones gracias a aplicaciones y tecnología de reconocimiento de voz, reconocimiento facial, EEG o a través del análisis de texto. Las personas expresamos sentimientos a través de palabras, gestos, microexpresiones, el habla y otras señales fisiológicas, y es precisamente la tecnología relacionada con la computación afectiva la encargada de capturar y modelar la información sobre ese afecto y la expresión del mismo (Tao y Tan, 2005). Hasta ahora, las máquinas no pueden reconocer las emociones sin la ayuda del software adecuado, de ahí la importancia de construir la tecnología capaz de reconocer patrones para cada emoción o expresión manifestada (Picard, 1999).

Aplicaciones de reconocimiento facial, análisis de voz o texto, son solo algunos ejemplos de cómo la tecnología está aplicando la psicología de la emoción para entender al usuario y poder ofrecerle de forma instantánea respuesta. Algunos ejemplos de aplicaciones que ya están trabajando esta tecnología para el análisis y detección de emociones en texto son LIWC, SENTIWORDNET 3.0, Bitext, Sentiment Analysis de Stanford NLP Group or Text Analysis de Microsoft.

Para la detección de emociones a través de la voz existen otras herramientas como Simple Emotion que analiza las conversaciones de servicio de atención al cliente, Vokaturi o la app Moodies de Beyond Verbal. Si trabajamos la detección y análisis de emociones usando parámetros faciales, Afectiva y AffdexMe son dos de las herramientas más conocidas junto a InSightDemo, Emotion Research Lab, Emotion Analysis API de Kairos o Crowdemotion.

3.2.1 Detección de emociones en texto

El análisis textual es un método de investigación útil e interesante en la detección de emociones. A través de las palabras no solo podemos distinguir el lenguaje subjetivo (utilizado en opiniones, emociones y especulaciones), del objetivo (lenguaje imparcial), sino también la positividad, negatividad o neutralidad del mismo. El lenguaje objetivo es importante para la extracción de información, pero el lenguaje subjetivo es imprescindible en la extracción de emociones (Mulcrone, 2012).

El análisis de sentimiento o emoción se realiza con el objetivo de extraer la polaridad negativa o positiva en un texto e incluso establecer el tipo de emoción manifestada en el mismo. De la extracción y clasificación automática de palabras con carácter emocional se encarga la minería de opiniones o análisis de sentimientos. *“Sentiment analysis or opinion mining is the computational study of opinions, sentiments and emotions expressed in text”* (Liu, 2010). Los recursos lingüísticos para establecer esa clasificación son los diccionarios y léxicos de opinión, los cuales contienen información afectiva (Díaz Rangel et al., 2014). Las palabras incluidas en diccionarios y léxicos están categorizadas y ofrecen información sobre su carácter positivo, negativo o neutral y otros aspectos del lenguaje.

Este tipo de recursos son más habituales en la lengua inglesa, por lo que el número de herramientas para trabajar el análisis emocional en español es muy escaso. Existen diferentes léxicos en inglés, pero los más utilizados son SentiWordNet, General Inquirer, *The NRC Lexicons* y ANEW (*Affective Norms for English Words*). En español contamos entre otros con la adaptación de ANEW, Sentitex y ML-SentiCon.

SentiWordNet es un léxico que utiliza datos de WordNet, una base léxico-conceptual cuya unidad básica son los *synsets* o conjunto de sinónimos. Cada *synset* tiene unas (x)

probabilidades de ser positivo, negativo o neutro y se establece, a través de clasificadores, una etiqueta para cada uno de ellos. Si todos los clasificadores asignan la misma etiqueta a un *synset*, obtendrá la mayor puntuación. De lo contrario su puntuación conseguida dependerá del número de clasificadores que le asignen una determinada etiqueta. (Cambria et al., 2010). Por su parte, General Inquirer combina en sus datos información semántica, sintáctica y pragmática en hojas de cálculo. Cada fila de esa hoja contiene una palabra y en la primera columna podemos identificar en qué diccionario están las diferentes palabras: Harvard ("H4"), Lasswell ("Lvd") o ambos ("H4Lvd"). El resto de columnas es para asignar categorías como ocurre en otros diccionarios y pueden ser desde la clasificación de adjetivos, las valencias positivo - negativo, hasta adscriptivos para categorías sociales.

ANEW (*Affective Norms for English Words*) es otro léxico que nació como resultado de experimentos psicolingüísticos aplicados a hombres, mujeres y grupos de ambos sexos. A través del estudio se consiguió una puntuación del 1 al 10 para diferentes palabras y sus diferentes dimensiones: valencia, excitación y dominancia (Bradley y Lang, 1999). Por ejemplo, la palabra alegría puede tener una valencia positiva, una puntuación diferente en excitación (midiendo la intensidad) y otra en dominancia (la naturaleza dominante de esa emoción). ANEW es uno de los diccionarios que está adaptado al español, aunque el número de palabras representadas es bastante menor. Otro de los proyectos fue Sentitex, desarrollado únicamente en español y que actualmente se engloba dentro de una herramienta multilingüe llamada Lingmotif. Utilizaba tres bases de datos, una de ellas con más de 10.000 palabras. Cada palabra tenía una valencia que podía ser -2, -1, 1 o 2, dependiendo de la afectividad de la misma (Moreno-Ortiz, Pérez Pozo y Torres Sánchez, 2010). Por su parte, ML-SentiCon es un programa formado por léxicos a nivel de lemas que también está disponible en inglés, catalán, gallego y euskera. Nació de la mejora del método empleado en SentiWordNet y otorga valores entre 0 y 1, tanto para positivo como negativo y neutro, a cada *synset* de WordNet en su versión 3.0 (Cruz Mata et al, 2014).

Otros recursos de gran valor son los propuestos por Ismael Díaz Rangel, Grigori Sidorov y Sergio Suárez-Guerra del Instituto Politécnico Nacional de México y por Saif Mohammad y Peter Turney del Consejo Nacional de Investigación de Canadá. Los investigadores del Instituto mexicano crearon un léxico de español con más de 2.000 palabras asociadas al PFA (Probability Factor of Affective use o Factor de probabilidad de uso afectivo). Las palabras analizadas corresponden a al menos una de las emociones básicas:

alegría, ira, miedo, tristeza, sorpresa y disgusto. Cada palabra tiene un PFA que será 1 si todos los anotadores del sistema lo asocian con cierta emoción o 0 si es al contrario (Díaz Rangel, Sidorov y Suárez Guerra, 2014). Por su parte, los representantes del Consejo Nacional de Investigación de Canadá crearon *NRC Word-Emotion Association Lexicon*, también conocido como EmoLex (Mohammad y Turney, 2013). Se trata de una lista de palabras en inglés (y su traducción a más de 40 idiomas) y la asociación de estas palabras a las polaridades negativo-positivo y a ocho emociones básicas (ira, miedo, anticipación, confianza, sorpresa, tristeza, alegría y disgusto).

Estos léxicos y diccionarios son solo algunos ejemplos de la variedad existente hasta el momento y son la base de las herramientas utilizadas para la detección de emociones, las cuales utilizan diferentes enfoques y algoritmos dependiendo del objetivo. El análisis automático para la detección de emociones, clasifica oraciones y textos extrayendo palabras o expresiones subjetivas que muestran rasgos relevantes asociados con diferentes emociones. Esas palabras son comparadas con los léxicos y diccionarios integrados por cada herramienta, y el algoritmo ofrece la información emocional pertinente. Dependiendo de la herramienta, se mostrarán los datos asociados con cada emoción estudiada o la polaridad sentimental.

La clasificación positivo-negativo forma parte del día a día y podemos manifestarla por ejemplo en la valoración de una película, un comentario o un post de Facebook. Si esta clasificación la aplicamos a la detección de emociones en texto, podríamos conocer el sentimiento general expresado por el autor (Pang y Lee, 2008). Bo Pang, Lillian Lee y Shivakumar Vaithyanathan, realizaron varios estudios y comprobaron que 1) la polaridad positivo-negativo podía ser identificada a través de palabras clave que además son comunes para la mayoría de humanos; 2) los sentimientos no siempre se manifiestan claramente y se requiere de la aplicación de técnicas de aprendizaje automático para clasificación de sentimientos; 3) las técnicas de aprendizaje de máquinas superan las líneas de base producidas por humanos, sin embargo no funcionan tan bien en la clasificación de sentimientos como la categorización tópica (Pang, Lee y Vaithyanathan, 2002).

Aunque numerosos estudios han comprobado que aplicando diferentes técnicas podemos analizar la intencionalidad emocional de los mensajes, aún queda mucho trabajo. La detección de emociones y su posterior análisis es una ardua tarea que requiere del conocimiento de numerosos conceptos y la aplicación de métodos contrastados. En la

actualidad, existen diferentes herramientas al alcance del usuario final que aplican estas técnicas y léxicos, ofreciendo datos sobre la polaridad de un texto, e incluso indicando con porcentajes el grado de la misma. Herramientas como Text Analytics de Microsoft Cognitive Services utilizan técnicas avanzadas de procesamiento del lenguaje natural para extraer la información, analizarla y clasificarla. Tras este proceso se ofrece una puntuación entre 0 y 1, o 0% y 100%, siendo 0 muy negativo y 1 o 100 muy positivo. Otras como Bitext, basan el análisis del sentimiento en el análisis lingüístico profundo, trabajando estructuras gramaticales complejas.

Además de analizar la polaridad del texto, existen otras herramientas capaces de ofrecer datos relativos a las emociones implícitas en las palabras empleadas. Es el caso por ejemplo de Mood Patrol, que ofrece información sobre las 8 emociones básicas de Plutchik o Tone Analyzer de IBM Watson, la cual muestra, (solo en consultas realizadas en inglés), datos relativos a cinco emociones específicas: enfado, disgusto, miedo, alegría y tristeza. En esta clasificación faltaría sorpresa, según la clasificación de emociones universales expuesta por Pang y Lee en su investigación (Pang y Lee, 2008). Tone Analyzer es una de las aplicaciones prácticas de los modelos computacionales de la emoción.

Existen dos **modelos de representación de emociones** muy diferentes entre sí: el modelo categórico y el modelo dimensional. Ambos modelos ofrecen su visión de las emociones y tienen dos métodos distintos para interpretar los estados emocionales de cada persona (Mac, 2011). El **modelo categórico** se basa en la existencia de emociones básicas o categorías (Ekman, 1992) como son la ira, el disgusto, el miedo, la alegría, la tristeza y la sorpresa. Cada una de estas emociones están representadas por palabras o etiquetas dentro de una categoría específica. Este tipo de representación se caracteriza por ser un sistema intuitivo y por utilizar etiquetas fáciles de usar y de entender para cualquier persona.

Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC) es un programa representativo del modelo categórico, diseñado por James W. Pennebaker, Roger J. Booth y Martha E. Francis, que puede identificar las emociones en el lenguaje contando el porcentaje de palabras que reflejan las distintas emociones. LIWC es una herramienta que lee textos escritos y gracias a un módulo de procesamiento específico, cuenta y contabiliza las palabras del texto que coinciden con cada categoría del diccionario incorporado. Concretamente analiza: a) 4 categorías generales como son el recuento de palabras, las palabras de cada oración, el

porcentaje de palabras que están presentes en el diccionario y el porcentaje de palabras de más de seis letras; b) 22 dimensiones lingüísticas como por ejemplo el porcentaje de pronombres, verbos, artículos, etc; c) 32 categorías de palabras que aprovechan construcciones psicológicas; d) 7 categorías de inquietudes personales que pueden estar relacionadas por ejemplo con el trabajo y el hogar; e) 3 dimensiones paralingüísticas y f) 12 categorías de puntuación (Romano y Orihill, 2009). Esta herramienta ha sido usada en otros trabajos de investigación para la detección de emociones en texto en procesos comunicativos (Hancock, Landrigan y Silver, 2007).

Otra herramienta que emplea el modelo categórico es *Tone Analyzer* de IBM Watson. Ofrece datos específicos sobre cinco emociones: ira, disgusto, miedo, alegría y tristeza. Además, analiza la categoría emocional, social y el lenguaje, estableciendo la siguiente puntuación de 0 a 1: no probable presente <.5, probable presente .5 - .75, y muy probable presente > .75. Como éstas, existen diferentes herramientas para la detección de emociones a través de texto que basan sus estadísticas en diccionarios y corpus de palabras.

Por su parte, el **modelo dimensional** representa las emociones en un espacio de dos o tres dimensiones y cada emoción tiene un lugar específico en ese espacio (Mac, 2011). En este modelo, los estados emocionales están relacionados entre sí y dependiendo del sistema, las emociones se configuran de forma diferente. Su representación puede variar dependiendo de la herramienta y aunque es un sistema complejo, ofrece otra perspectiva de las emociones. Actualmente existen una gran variedad de modelos dimensionales, siendo los más representativos: *Self-Assessment Manikin* (SAM), *Russell's Model*, *Plutchik's emotion wheel* y *PAD Model* (Mac, 2011).

Self-Assessment Manikin (SAM), conocido en español como Maniquí de Autoevaluación, es un método diseñado para evaluar los valores de placer, excitación y dominancia asociados a un objeto. A través de maniqués se representa la felicidad o infelicidad, entre otros factores, utilizando rasgos representativos como puede ser la boca o las cejas (Bradley y Lang, 1994, p.49).

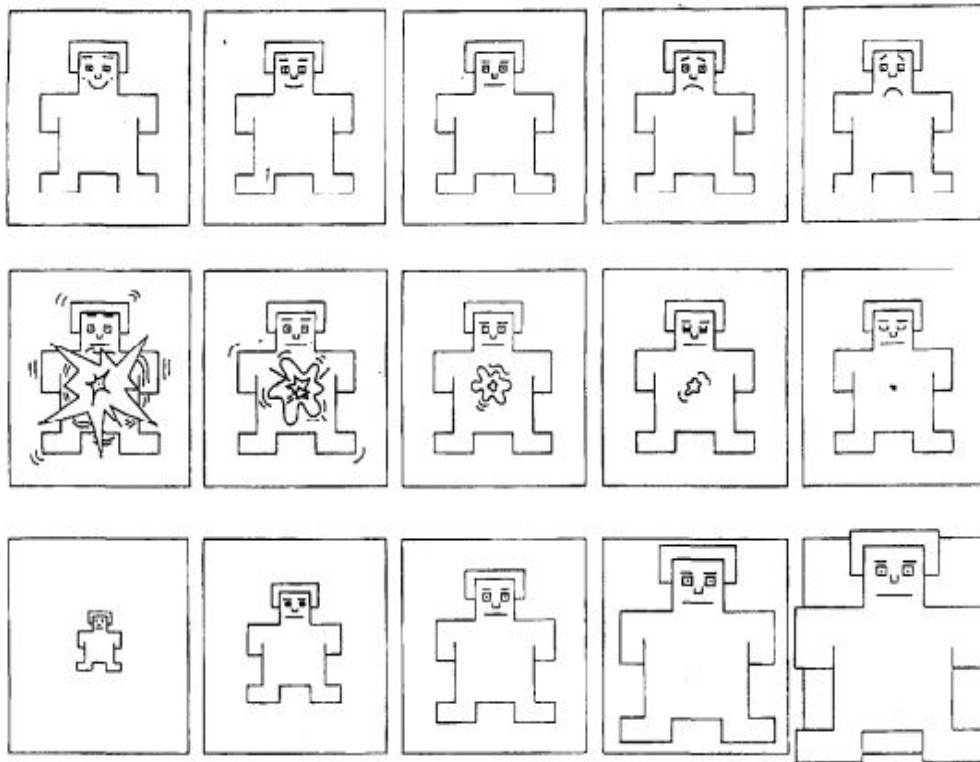


Figura 2: Self-Assessment Manikin (SAM) utilizado para calificar las dimensiones afectivas de valencia (panel superior), excitación (centro) y dominio (panel inferior).

Fuente: Bradley, M. M., & Lang, P. J. (1994).

El Modelo de Russell, presenta las emociones en un espacio bidimensional (*valence-arousal*) a través de puntos en orden circular. La dimensión “*valence*” aporta datos sobre emociones positivas o negativas y la dimensión de “*arousal*” sobre el grado de excitación o tranquilidad. Cada variable tiene su opuesto bipolar con el que se correlaciona (Russell, 1980) y los sujetos pueden elegir una posición.

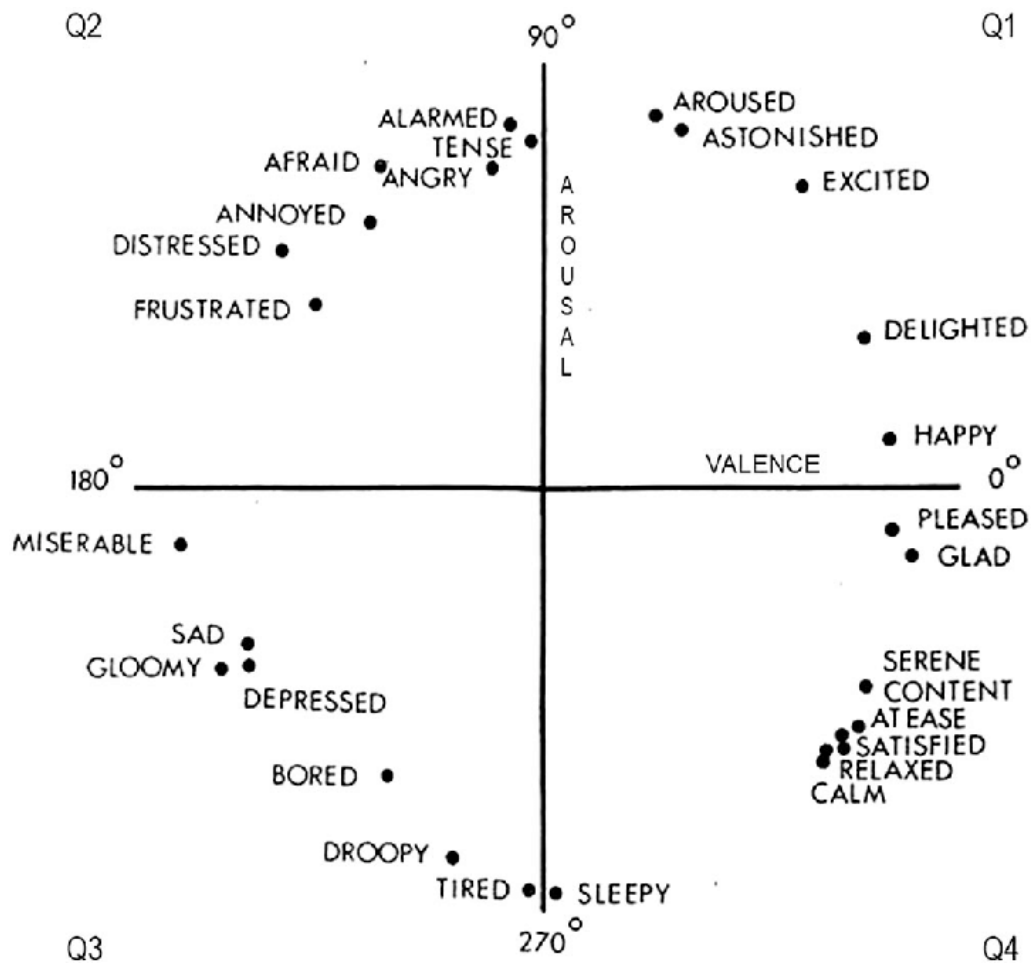


Figura 3: Modelo de Russell (Russell, 1980)
 Recuperado de: Journal of Information and Telecommunication. 2. 1-12. Grekow (2018).

La rueda de las emociones de Plutchik es otro de los modelos más significativos. A través de una rueda tridimensional, describe la relación entre las diferentes emociones. La dimensión del cono vertical representa la intensidad de las emociones y el círculo representa los grados de similitud entre las emociones. Plutchik representa ocho sectores, los lugares que ocupan cada una de las emociones básicas y cuya combinación dan lugar a otras emociones de diferente intensidad (Plutchik, 2001).

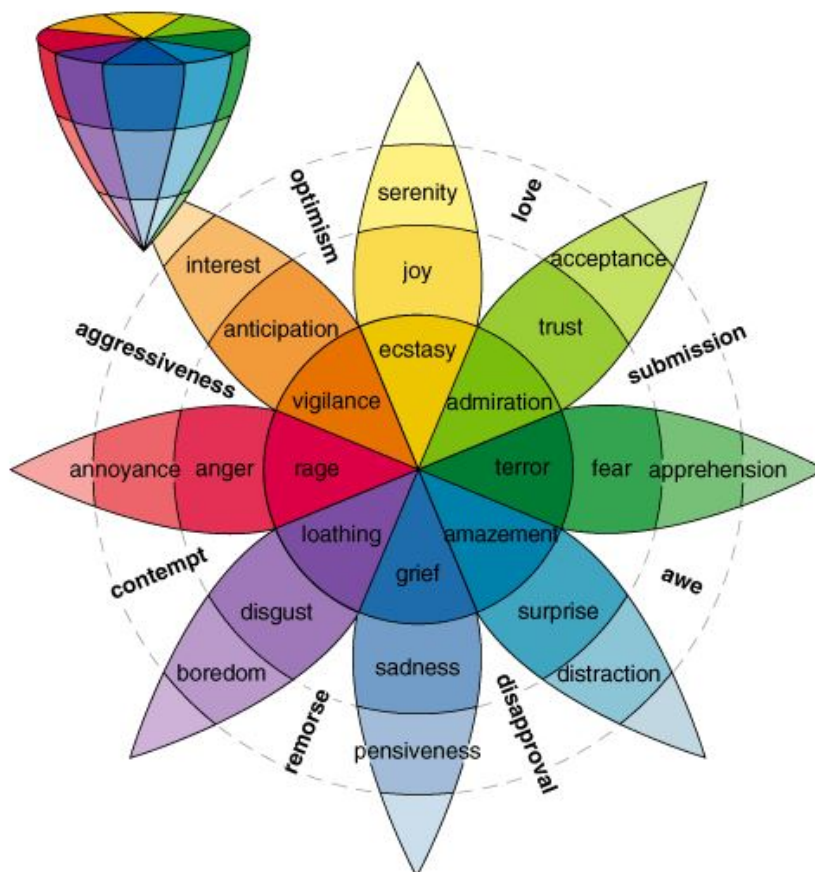


Figura 4: Robert Plutchik's emotion wheel (Plutchik, 2001)

El Modelo de PAD o (PAD) *Emotional State Model* representa el placer, la excitación y la dominación, o como aparece en el estudio original: *(P)leasure-displeasure*, *(A)rousal-nonarousal*, and *(D)ominancesubmissiveness*. Se trata de un modelo de tres dimensiones, por lo que cada emoción puede tener su grado de placer, de excitación y dominancia propio (Mehrabian, 1996). Una aplicación práctica del Modelo PAD la encontramos en *Affective Norms for English Words* (ANEW) y su adaptación al español. Estas normas afectivas aportan valores emocionales a un gran número de palabras en inglés (y en español en la edición adaptada). Estas palabras se califican y clasifican en términos de placer, excitación y dominio (Bradley y Lang, 1999). ANEW como otros diccionarios y colecciones afectivas son un complemento importante que sirve de apoyo en el desarrollo de investigaciones y en la comprobación o refutación de datos obtenidos a través de otras herramientas de evaluación. Actualmente, los diccionarios no pueden trabajar en este campo por sí solos y muchas de las herramientas no aportan la información necesaria, por lo que es importante realizar una doble comprobación. Además, hasta el momento la mayoría de herramientas trabajan solo en inglés, por lo que es casi imposible aplicarlas para labores de investigación en otros idiomas.

El análisis de emociones en texto se ha aplicado para el estudio de opiniones de usuarios en Internet sobre productos o servicios, redes sociales como Twitter (Wagh, Shinde y Kale, 2018), reviews en Google Business o para el análisis de medios en Facebook, entre otros. En el desarrollo de esta investigación (capítulo 4), se muestra la aplicación práctica de muchas de las herramientas citadas anteriormente y los datos obtenidos del análisis de emoción en texto. Este tipo de detección a través de texto es importante porque hasta el momento, la mayoría de consultas de búsqueda se realizan manualmente.

3.2.2 Detección de emociones en voz

La voz es una de las herramientas de comunicación más importantes para el ser humano y a través de ella no solo podemos conocer el mensaje, sino también la intención, el tono y las emociones con las que se expresa ese mensaje. Como ya expuso Darwin en su obra *La Expresión de las emociones en el hombre y en los animales* (1872), las emociones también afectan al habla. Darwin estudiaba su influencia en el lenguaje y el comportamiento de los animales, pero gracias a investigaciones posteriores también se han estudiado las emociones en la voz humana. Se ha descubierto que algunos componentes del habla como la frecuencia, duración, velocidad, intensidad o las irregularidades de la voz se pueden utilizar para expresar emociones y también para detectarlas. Según Mariscal (2012, pp. 38-39):

La alegría se manifiesta en un incremento en el tono medio y en su rango, así como un incremento en la velocidad de locución y en la intensidad. El habla triste exhibe un tono medio más bajo que el normal, un estrecho rango y una velocidad de locución lenta. El enfado se caracteriza por un tono medio alto (229 Hz), un amplio rango de tono y una velocidad de locución rápida (190 palabras por minuto), con un 32% de pausas. La sorpresa se caracteriza por un tono medio mayor que la voz normal, una velocidad igual a la normal y un rango amplio. El miedo se caracteriza por un tono medio más elevado que la voz neutral (254 Hz), un rango mayor, un gran número de cambios en la curva de tono y una velocidad de locución rápida (202 palabras por minuto). El asco es la emoción que más difícilmente se puede

caracterizar, según los estudios realizados al respecto, aunque en la mayoría de los casos suele presentar un tono medio más alto que la voz neutral y una velocidad de locución más lenta. (p. 38-39).

Se han realizado numerosos estudios e investigaciones sobre la detección de emociones en la voz, utilizando diferentes formatos y herramientas. Algunos de estos estudios se basan en la información acústica, la información léxica o la discursiva. Otros, combinan la información de los tres (Lee y Narayanan, 2005). Estos autores comprobaron que pueden obtenerse mejores resultados en el análisis de emociones a través de diálogos hablados si se combina la información acústica y el lenguaje.

Tal es la relevancia y el interés por conocer las emociones humanas utilizando diversos métodos, que la tecnología se ha visto plenamente involucrada. Grandes compañías tecnológicas trabajan para desarrollar sistemas capaces de detectar emociones y aplicarlas en diversos campos y áreas de estudio. En 2007, Google obtuvo la concesión de la patente US 7222075 B2, *Detecting emotions using voice signal analysis*, un método para detectar estados emocionales utilizando estadísticas. El proceso comienza gracias a la extracción de un parámetro acústico de la voz, para posteriormente sacar estadísticas a partir de diferentes parámetros.

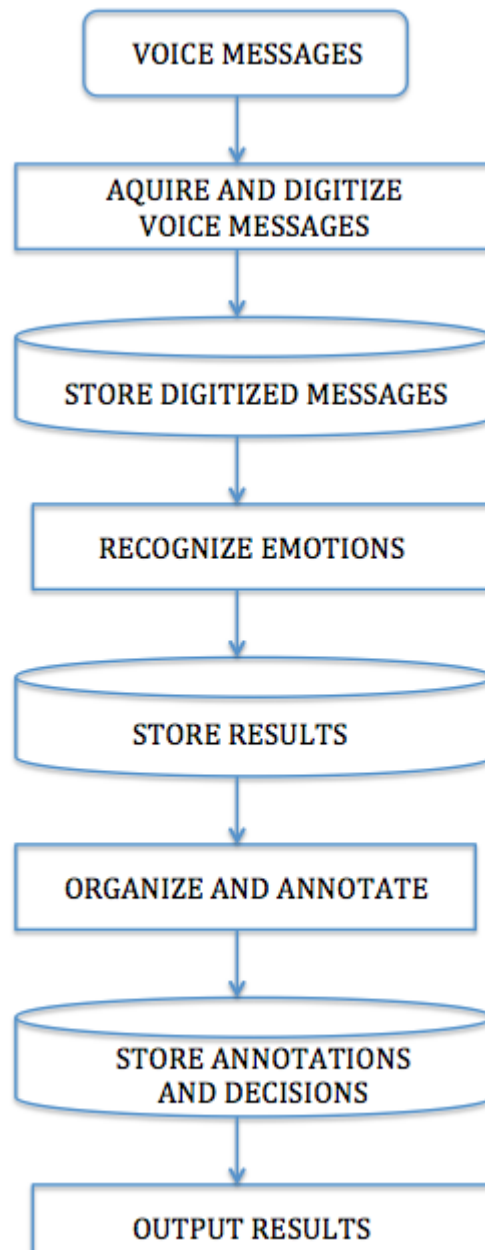


Figura 5: Google Patente 7222075 B2, Detecting emotions using voice signal analysis.
Fuente: elaboración propia.

Otras empresas privadas han creado sus aplicaciones de detección de emociones a través de la voz con diferentes objetivos: analizar las llamadas realizadas a un servicio de atención al cliente como es el caso de SimpleEmotion, ayudar en el sector de la educación o la sanidad, o detectar el estado emocional en tiempo real como Vokaturi o Moodies. El algoritmo de Vokaturi fue diseñado por Boersma, profesor de Ciencias Fonéticas de la Universidad de Ámsterdam. Su sistema puede saber a través de la voz humana el estado emocional del hablante: feliz, triste, asustado, enfadado o neutral. Moodies por su parte

detecta el estado emocional en tiempo real analizando una entrada de audio de al menos 13 segundos. Ese audio es analizado utilizando el método VAD¹⁵ (*Voice Activated Detection*) y el algoritmo propio de la API, para finalmente ofrecer los datos. El estado emocional se obtiene analizando tres valores propios de los modelos dimensionales vistos anteriormente: *valence* (midiendo el nivel de positividad-negatividad), *arousal* (el grado de excitación) y *temper* (grado de dominancia). Estos tres valores se miden de 0 a 100. Además, la aplicación ofrece información sobre once estados emocionales concretos:



Figura 6: Representación gráfica de los estados emocionales medidos por Moodies.
Fuente: Beyond Verbal web.

La tecnología que aplican estas compañías se ha extendido a todo el mundo, no solo gracias al uso de diferentes lenguas en su API, sino también al reconocido prestigio que le han otorgado desarrolladores y medios de comunicación especializados.

3.2.3 Detección de emociones a través de parámetros faciales

“*La cara es el espejo del alma, y los ojos son sus intérpretes*”, dijo Cicerón. Siglos después, el avance de la tecnología ha hecho posible que también las máquinas puedan interpretarla. Analizando los gestos y expresiones faciales podemos saber qué emoción está experimentando la persona en ese mismo momento.

¹⁵ Técnica de procesamiento de voz que detecta la presencia o no de habla humana y que sirve para la codificación y reconocimiento de voz.

Pero, ¿todos expresamos las emociones de la misma forma? Ante esta pregunta existe división de teorías. Autores como Darwin, el primero en exponer la universalidad en la expresión facial de las emociones, defienden que a pesar de la cultura, el ser humano expresa su emoción de la misma forma. Paul Ekman en sus inicios también defendió la universalidad de las emociones, apoyado por estudios que exponían que las expresiones faciales de las emociones tienen un carácter universal pero con ciertas variaciones transculturales (Lewis y Haviland-Jones, 2000, p.241). Frente a ellos se colocan autores como Klineberg o James Russell quienes han defendido precisamente lo contrario, añadiendo el valor cultural o contextual de las emociones.

En su obra, *Unmasking the face*, Ekman y Friesen (2003), describieron las características esenciales y expresiones faciales que implican las seis emociones básicas. La tristeza es un sentimiento pasivo, una emoción negativa que puede permanecer desde minutos hasta días. Cuando la tristeza se refleja en el rostro, las esquinas internas de las cejas se levantan, el párpado inferior puede aparecer elevado y las esquinas de los labios se deslizan hacia abajo. Sin embargo, la felicidad es una emoción positiva que puede experimentarse de diferente forma y con distinta intensidad. Aunque expresiones faciales como la sonrisa han sido siempre asociados con la felicidad, lo cierto es que una persona puede sonreír y no estar feliz. Las características faciales típicas de la felicidad son por ejemplo los pliegues nasolabiales, la elevación de las mejillas o el brillo en los ojos. La sorpresa es una emoción breve que provoca la elevación de cejas, los ojos se abren un poco más y los labios se separan tras la apertura de la mandíbula. El miedo es una experiencia terrible. Cuando una persona lo experimenta, se refleja en el rostro de la siguiente forma: las cejas se levantan y se juntan, se forman arrugas horizontales en la frente, los ojos normalmente están abiertos con el párpado superior elevado y el inferior tensado. El disgusto o asco es una experiencia desagradable. Podemos detectar el asco en las expresiones faciales cuando el labio superior se eleva, la nariz se arruga, los párpados inferiores se empujan hacia arriba y las cejas caen. Por su parte, la ira o enfado es una de las emociones más peligrosas porque puede desencadenar acciones malintencionadas. Aunque no siempre es fácil de identificar, manifiesta cambios en las tres áreas del rostro. En la ira, las cejas bajan y se juntan, los párpados se tensan y los labios pueden tensarse o separarse según la persona que experimenta esta emoción (Ekman y Friesen, 2003).

Los diferentes patrones en las expresiones faciales para cada emoción y el trabajo a tiempo real son clave para realizar el análisis emocional en la relación hombre-ordenador. Aunque Ekman y Friesen sentaron las bases de dichos patrones faciales, cada herramienta o método puede adaptarlos o establecer sus propios parámetros. En cuanto a las técnicas de análisis, encontramos diferentes investigaciones que aplican técnicas avanzadas de vídeo o procedimientos como el EMG o Electromiografía¹⁶ (Partala, Surakka y Vanhala, 2005, p.3).

Numerosos estudios como el realizado por Partala y Surakka (2004) utilizando el EGM, han probado que existen ciertos músculos en la cara que ofrecen información emocional muy valiosa como el *corrugator supercilii* (músculo superciliar) y el *zygomaticus major* (músculo cigomático mayor). El músculo corrugator interviene por ejemplo cuando se frunce el ceño mientras que el *zygomaticus* es el elevador de la comisura y por tanto clave en la sonrisa.

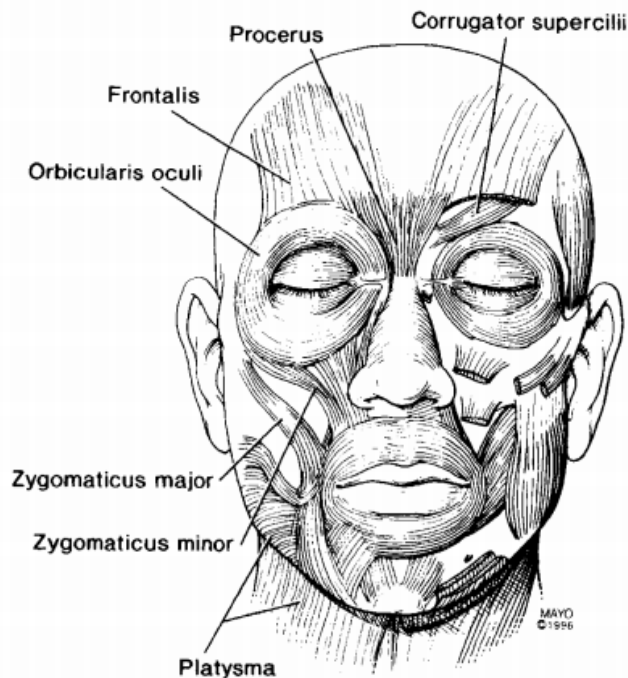


Figura 7: Músculos corrugator supercilii y zygomaticus major, importantes en la extracción de información emocional.

Fuente: Sherris, D. A., & Larrabee, W. F. (1996).

¹⁶ Estudio médico para evaluar la actividad eléctrica de los nervios que controlan la musculatura facial y corporal.

Además del EGM, existen otros métodos de gran precisión para medir los movimientos faciales, como son *The Facial Action Coding System* (FACS) y *The Maximally Discriminative Affect Coding System* (MAX). FACS es un sistema para clasificar los movimientos faciales que fue posteriormente adaptado por Ekman y Friesen para medir los movimientos faciales visibles utilizando unidades de acción muscular (AU). Este sistema contiene información sobre cada unidad de acción y el músculo que interviene en cada movimiento, información para las 40 combinaciones de unidades de acción posibles, descriptores para medir la posición de la cabeza y los ojos y tablas comparativas de las unidades (Ekman y Friesen, 1976). MAX es un sistema más teórico que categoriza los movimientos según las áreas de la cara que intervienen en las ocho emociones básicas (Lisetti y Schiano, 2000). Este sistema divide el rostro en tres regiones (frente y cejas, midface y boca) y traduce los movimientos faciales en las expresiones de afecto o emoción. Sin embargo no analiza los movimientos dentro de cada región de la cara (Matias, Cohn, y Ross, 1989). Otros estudios han optado por investigar nuevos métodos como el uso de sensores en gafas (Scheirer, Fernandez y Picard, 1999), la aplicación de clasificadores bayesianos¹⁷ para las expresiones desde vídeo (Cohen et al., 2003) o la utilización de redes neuronales (Dailey et al., 2002).

Como ocurre en el análisis de texto, también existen dos corrientes o modelos en la detección de emociones a través de parámetros faciales. Algunos investigadores como Calder (1996) y Harnad (1987), han trabajado utilizando la “percepción categórica” (CP) y las categorías de expresión para las diferentes emociones. Las expresiones faciales se exponen a través de imágenes, dibujos o caricaturas a través de las cuales los sujetos pueden identificar diferentes emociones. En competencia a la CP está la aplicación de modelos dimensionales, aquellos que defienden que las expresiones faciales se sitúan en un espacio representable, por ejemplo a través de puntos. Las expresiones tienen su posición dentro de ese espacio y algunas expresiones como la sorpresa, se situaría en un espacio entre felicidad y miedo (Dailey et al., 2002). Sin embargo, los estudios más recientes relacionados con las expresiones faciales han demostrado que ambos modelos son aplicables y compatibles. El propio Calder trabajó con modelos computacionales tras sus primeros estudios con la CP.

¹⁷ Clasificadores probabilísticos fundamentados en la Teorema de Bayes (probabilidad de A dado B con la probabilidad de B dado A).

En el trabajo de Dailey y sus compañeros (2002), encontramos datos de ambos modelos. Estos autores crearon una red neuronal para apoyar las diferentes teorías y los resultados fueron sorprendentes. Se descubrió que los humanos podemos identificar emociones básicas como la felicidad porque se identifica fácilmente con la sonrisa, sin embargo, expresiones como el miedo son difíciles de clasificar e incluso a menudo son catalogadas como sorpresa. Otra de las conclusiones importantes extraídas fue la similitud de resultados entre el trabajo humano y la red análisis de estructura (MDS).

La aplicación del reconocimiento facial de emociones ha cobrado especialmente importancia en sectores como la salud o el marketing, pero también puede aplicarse a sectores como el automovilístico, financiero, el sector de la seguridad o incluso al periodismo. Uno de los trabajos presentados en la Conferencia *IAMCR 2018: Reimagining Sustainability: Communication and Media Research in a Changing World*, celebrada en Eugene (USA) y recogido en un artículo de El País (García López, 2018), muestra cómo el reconocimiento de emociones puede ser un arma de investigación en el ámbito de la comunicación. En el estudio, que nace en el desarrollo de la presente tesis, se analizó a través del reconocimiento facial de emociones y eye tracking, la respuesta emocional de lectores ante noticias medioambientales negativas. Los resultados fueron sorprendentes: un alto porcentaje de neutralidad y bajo de emociones como el enfado, clave para la realización de acciones que puedan generar un cambio. Estos datos manifestaron no sólo la falta de empatía ante los problemas medioambientales, sino también la falta de conexión con las noticias o la poca influencia del periodismo en este tipo de cuestiones.

La biometría y el análisis de emociones son una herramienta de enorme valor que puede ayudar al periodismo y a la comunicación en cualquiera de sus variantes a desarrollarse de forma efectiva de cara a un futuro cercano.

3.2.4 Detección de emociones a través de EEG

La electroencefalografía o EEG es una técnica de estudio y registro de la actividad bioeléctrica cerebral que mide la acción excitatoria o inhibitoria de las neuronas en tiempo real (Maureira y Ferro, 2018). Esa actividad eléctrica se produce cuando hay comunicación

entre las neuronas y se traduce en ondas que pueden diferenciarse por la cantidad de veces que la onda se repite o por su amplitud. El EEG mide cinco tipos de ondas (Moreno et al., 2018, June) que son clasificadas como:

- Ondas Gamma: se manifiesta en un rango de 30-100 Hz, son detectadas en la percepción consciente y en el uso de la memoria de corto plazo. Tienen una amplitud pequeña y su presencia junto a las ondas beta, se asocia a la atención, percepción y cognición. Este tipo de ondas no son comunes, por lo que se asocian a enfermedades del cerebro.
- Ondas Beta: frecuencia de 13-30 Hz, y se detectan en estados de alerta, concentración o desarrollo de actividad intelectual. Son ondas rápidas y pequeñas y su actividad puede aumentar en estados de máxima concentración como la resolución de un problema o en una situación de pánico (Torres, Sánchez y Baus, 2014).
- Ondas Alfa: se caracterizan por una frecuencia de 8-13 Hz, se obtienen en una persona despierta, relajada o con los ojos cerrados. Son ondas más lentas, asociadas a la relajación y desconexión.
- Ondas Thetas: rango de 4-8 Hz, asociadas a estados de sueño leve. Su representación en altos niveles es anormal en adultos y pueden relacionarse con déficit de atención o hiperactividad. Estas ondas pueden relacionarse con estados emocionales de estrés, decepción o frustración.
- Ondas Delta: frecuencia de 0.5-4 Hz, son ondas lentas, detectadas en estado de sueño profundo. La producción de estas ondas en vigilia, puede estar relacionado con defectos físicos en el cerebro (Torres, Sánchez y Baus, 2014).

Este tipo de ondas se miden gracias a las diferentes técnicas de medición EEG, que pueden ser invasivas (implantación de electrodos dentro del cráneo), o no invasivas (medición desde el cuero cabelludo). Se realizan a través de electrodos colocados en puntos estratégicos, *headsets*, dispositivos de grabación, conversores, etc. Cada electrodo se coloca en un área del cerebro siguiendo generalmente el sistema internacional 10-20 EEG, un método que indica y estandariza la colocación de los electrodos para estudios.

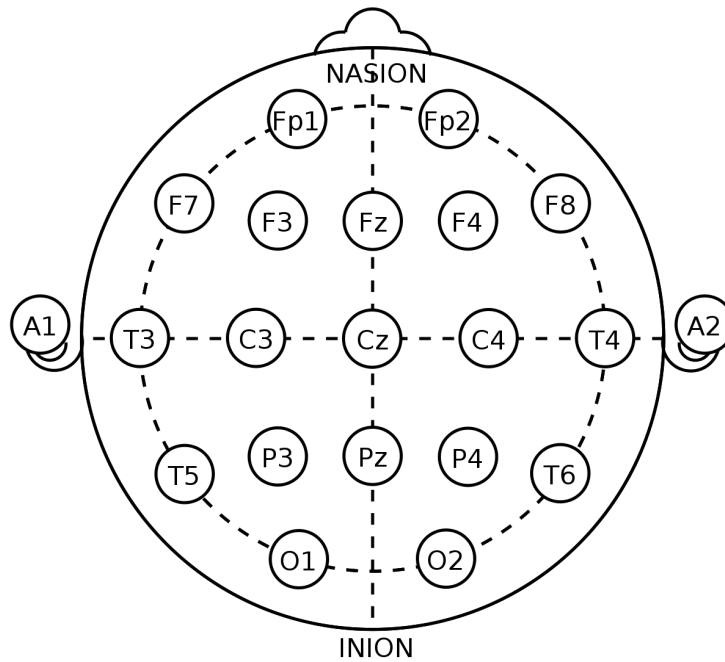


Figura 8: Sistema 10-20 EEG.
Fuente: <https://www.ers-education.org>

Siguiendo este esquema, en torno al área F8 se localizan las fuentes de impulsos emocionales, pero la localización exacta provoca problemas debido a las propiedades del cráneo, la orientación, etc. Además de este sistema de ubicación de sensores, existen otros vértices físicos como la nariz, la oreja o la frente, que se añaden como referencia especialmente en la instrumentaria moderna (Gamba Gómez y García Fuentes, 2018). Más allá de sus aplicaciones en el ámbito de la salud, el sistema EEG se ha utilizado para la medición de emociones inducidas por películas (Liu et al., 2018), para el estudio de colores (Gamba y García, 2018) o para el diseño de juegos de concentración (Wang et al., 2010). Según el trabajo realizado por Gamba y García (2018), las ondas beta y alfa están relacionadas con el grado de excitación en una persona y por tanto ligadas a emociones como la felicidad o la tristeza. Otros autores añaden el poder las ondas thetas en las transiciones emocionales (Kim et al., 2013). En cuanto a las ondas delta y tetha, se ha comprobado su asociación a estados anímico-emocionales y de sueño (Caballero, P. 2005).

En el apartado 4.4 desarrollaremos nuestro propio estudio EGG midiendo las emociones en tiempo real que los usuarios experimentan durante los procesos de búsqueda de información en Internet.

3.3 Datos biométricos como factores de clasificación

Según establece el artículo 4 (14) del Reglamento General de Protección de Datos (UE) 2016/679, los "datos biométricos" son los datos personales resultantes de un procesamiento técnico específico relacionado con las características físicas, fisiológicas o de comportamiento de una persona física que permiten o confirman su identificación única. Los datos biométricos de una persona son por ejemplo su huella dactilar, el iris, los patrones faciales, la geometría de su mano, la voz, su forma de escribir o teclear, etc. Estos datos ofrecen información única y valiosa no solo sobre la identidad de la persona, sino también sobre su estado de salud, gustos y estado anímico-emocional.

Para detectar, medir y analizar estos datos existen diferentes herramientas, como las citadas anteriormente, cuyo objetivo es la detección y análisis de emociones a través del análisis de texto, de la voz, parámetros faciales o EEG. También existen otras herramientas destinadas a la extracción y uso de estos datos para estrategias de marketing, publicidad y ventas, para su uso en investigaciones médicas, en el sector automovilístico o para la mejora de tecnología puntera como son robots, asistentes virtuales y asistentes del hogar.

El uso de los datos biométricos para la identificación personal ya está integrado en dispositivos inteligentes (ya sean personales o del hogar), sistemas de seguridad de aeropuertos, entornos de trabajo, automóviles o incluso en la banca. Dada su relevancia, cada día son más los sectores que se interesan por esta información y trabajan en sistemas que permitan el análisis y utilización de esos datos con fines comerciales. Las principales empresas tecnológicas como Apple o Google llevan años investigando sobre el uso de datos biométricos. Apple consiguió integrar el Face ID en sus teléfonos inteligentes, un sistema de reconocimiento facial que desbloquea el teléfono y que sustituyó al Touch ID, el sistema de reconocimiento de huellas dactilares. Google por su parte, trabaja en integrar también en sus dispositivos el Face ID y en otros proyectos cuya base serán los datos biométricos.

Es especialmente interesante conocer cómo el principal buscador del mundo planea utilizar los datos biométricos como factores de clasificación para sus rankings. En abril de 2016 Google presentó la patente *Ranking Query Results Using Biometric Parameters*, (EEUU, No. 13/781,436, 2016). En ella describía una tecnología capaz de modificar la

calificación y clasificación de los resultados que ofrece a las consultas, utilizando parámetros biométricos que indican la satisfacción o insatisfacción del usuario con un resultado de búsqueda. Algunos de los parámetros que pretende medir esta tecnología son la temperatura corporal, dilatación de la pupila, contracciones oculares, enrojecimiento facial, frecuencia de parpadeo o datos de frecuencia cardíaca. Con este sistema de medición, Google podría conseguir una clasificación única basada en la aceptación o rechazo del usuario, un método altamente personalizado que va más allá de cualquier técnica de posicionamiento.

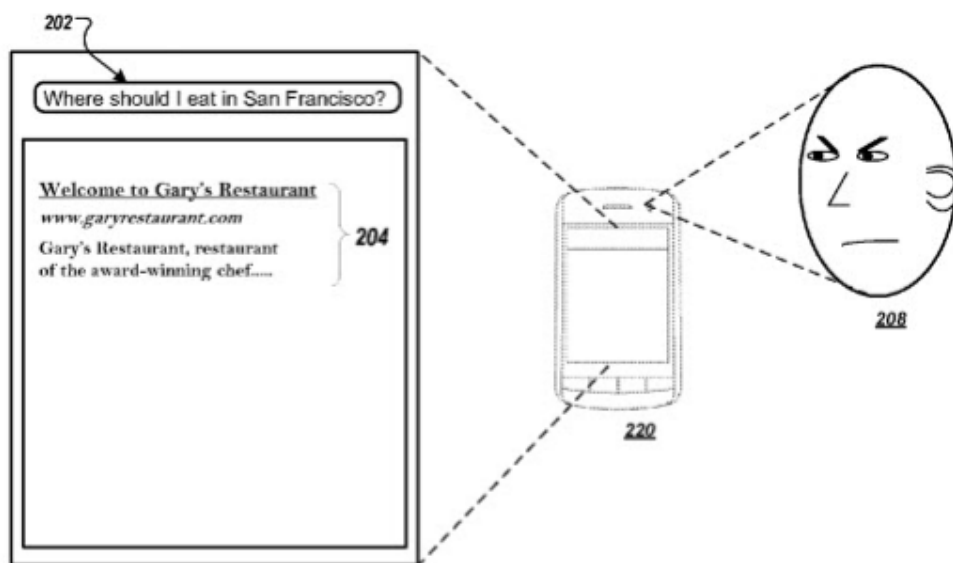


Figura 9: ilustración extraída de la Patente de Google "Ranking Query Results Using Biometric Parameters". Fuente: Google Patents.¹⁸

En julio de 2019 Google publicó otra patente muy importante relacionada con los datos biométricos y su uso en la clasificación del buscador. *Graphical Image Retrieval Based On Emotional State of a User of a Computing Device* (EEUU, No. 14/833,887) presenta un dispositivo informático con una cámara que captura imágenes del usuario, las almacena y les otorga una etiqueta de clasificación de emociones. Después, basándose en esa etiqueta, identifica al menos una imagen gráfica de la base de datos que tenga una clasificación emocional asociada a la clasificación inicial de la etiqueta. Según cita textualmente la propia patente, "utilizando una clasificación emocional para una imagen, el dispositivo informático

¹⁸ Los números que aparecen en la ilustración corresponden a diferentes elementos desarrollados en el cuerpo de la patente.

puede encontrar una imagen gráfica con contenido emocional similar a la imagen que fue capturada por la cámara". El Director de investigación SEO en Go Fish Digital y experto en patentes de Google, Bill Slawski, sugiere en un artículo (Slawski, 2019) que ambas patentes podrían estar relacionadas. La adquisición de imágenes gráficas basadas en los estados emocionales del usuario sería la herramienta adecuada para obtener los datos biométricos, o algunos de ellos, necesarios para cambiar la clasificación de los resultados de búsqueda.

Pero Google no es el único que valora los datos biométricos y las emociones del usuario como factores clave de clasificación. Otras empresas como el gigante del comercio electrónico Alibaba, también han presentado sus patentes incluyendo las emociones como un parámetro de clasificación. En *Comment ranking by search engine* (EEUU, No. 10/242,105) exponen el análisis emocional de los comentarios como herramienta para conocer la opinión de los usuarios sobre productos y uno de los atributos a tener en cuenta para establecer clasificaciones. En este caso es el texto el que cobra protagonismo y el uso de los términos emocionales como “bueno”, “malo” o “justo” juegan un papel fundamental en la puntuación.

Los datos biométricos y el texto (las palabras que escogemos al escribir), son una fuente de información muy valiosa que las empresas han comenzado a valorar. Gracias a ellos pueden llegar a conocer las emociones del usuario y ofrecer la máxima personalización y el mejor de los servicios. Sin embargo, no podemos obviar que esta información tan valiosa está regulada y su tratamiento siempre debe cumplir las directrices establecidas por el Reglamento General de Protección de Datos, el cuál prohíbe el tratamiento de datos personales salvo previo consentimiento del usuario, la Ley Orgánica 3/2018 de Protección de Datos Personales y la Garantía de los Derechos Digitales (LOPDGDD).

Capítulo 4. Desarrollo de la investigación

4.1 Emociones en los procesos de búsqueda de información

Las emociones juegan un papel muy importante en los procesos comunicativos, ya sea entre humanos o entre humanos y máquinas, como puede ser el caso de una conversación con un asistente personal. La búsqueda de información en Internet es uno de los procesos comunicativos que realizamos con más frecuencia en nuestro día a día. El usuario percibe una brecha informativa que le conduce a realizar una búsqueda para solucionar su necesidad (Dervin, 1992). En ese proceso, el usuario emite un mensaje (consulta de búsqueda) y el receptor (en este caso un buscador como Google o un asistente personal como Siri) recibe el mensaje y devuelve una respuesta (resultados de búsqueda). En este proceso, el canal es digital y el código es el idioma que ambos comparten. Hasta aquí, existen grandes similitudes entre el proceso comunicativo humano-humano y humano-máquina. Sin embargo, en los procesos comunicativos entre humanos y máquinas existe un gran hándicap que normalmente solventamos en la comunicación entre seres humanos: el contexto. Este elemento primordial en la comunicación engloba todos los sucesos y circunstancias que afectan al emisor y al receptor, tanto al emitir el mensaje como al recibirlo e interpretarlo. El contexto está formado por diferentes factores como son el momento temporal, la localización, las circunstancias culturales del emisor y el receptor, la educación, el estado anímico, el estado general de salud o el contexto lingüístico, es decir, si ambos han compartido mensajes con anterioridad. Todos estos aspectos pueden manejarse con cierta facilidad en la comunicación entre personas, sin embargo en la interacción entre humano y máquina el contexto es aún una barrera difícil de superar. Al buscar información en Internet e interactuar con la máquina, la comunicación se desarrolla en un contexto tecnológico. Tenemos un emisor (el usuario), un mensaje (consulta de búsqueda) y un receptor virtual (el motor de búsqueda o asistente personal). El receptor recibe la solicitud o mensaje del emisor y emite una respuesta, pero, ¿qué pasa con el contexto? Gracias al avance tecnológico existen algunos aspectos que ya pueden conocerse como:

a) La localización del emisor gracias a la geolocalización. A través de la IP de nuestro ordenador, la señal de nuestro teléfono móvil o el uso de Google Maps, se obtiene información a tiempo real de la localización exacta.

b) El momento temporal. Nuestros dispositivos ofrecen información sobre la zona horaria en la que nos encontramos, la fecha exacta y la hora en la que realizamos cualquier tipo de búsqueda.

c) El contexto lingüístico. A través del historial de búsquedas en el ordenador, el móvil y otros dispositivos, se pueden conocer las interacciones realizadas con anterioridad, qué información se busca y con qué frecuencia, e incluso qué tipo de palabras o expresiones se emplean para realizar las consultas.

d) La educación. Gracias a la información biográfica que ofrecemos al crear nuestras cuentas, en redes sociales y a nuestros dispositivos inteligentes, se puede conocer el nivel educativo del usuario y su profesión.

e) El estado general de salud. El uso de relojes inteligentes y de aplicaciones móviles específicas que recopilan datos sobre el peso, la altura, pulsaciones, salud reproductiva, horas de sueño, etc, proporcionan información muy valiosa sobre el estado de salud del usuario.

Sin embargo, analizando el contexto hay dos puntos importantes que debemos tener en cuenta. El primero es que en la relación comunicativa humano-máquina, lo importante es conocer el contexto que rodea al emisor porque hasta el momento, el receptor virtual carece de él. Y en segundo lugar, que existen otros factores que afectan al contexto comunicativo, como las circunstancias culturales y el estado anímico- emocional, que son muy difíciles de medir y valorar. No es posible separar un mensaje de su contexto, por eso cuanto más se sepa del usuario, mejor será el proceso comunicativo y el resultado que se obtenga. En el caso de los procesos de búsqueda de información, conocer el contexto del usuario junto con el mensaje, ayuda a los motores de búsqueda y asistentes a ofrecer mejores resultados y respuestas más personalizadas. Algunos trabajos anteriores como el realizado por Kazai, Thomas y Craswell (2019), ya han puesto de manifiesto la importancia de las emociones en la elección de los resultados de búsqueda. Según su estudio, los usuarios tienden a clicar más los resultados que ofrecen un sentimiento positivo o de felicidad, algo que apoya la teoría de Greving y Sassenberg (2015), dos autores que descubrieron que cuando el usuario se encuentra en un estado afectivo negativo asigna su atención automáticamente a la información positiva. Su investigación se centró en la búsqueda web y cómo influye el

sentimiento de amenaza en los usuarios. Descubrieron que la búsqueda en Internet bajo ese sentimiento negativo, conducía al procesamiento selectivo de información positiva.

Esta tesis se centra en la medición y análisis de las emociones como parte del contexto comunicativo, en extraer información sobre cómo se encuentra el usuario en el momento de realizar una consulta de búsqueda y qué respuesta sería más adecuada según su estado emocional. Esto lo haremos gracias al análisis de sentimiento o *sentiment analysis*, también conocido en la industria con otros nombres como *opinion mining*, *opinion extraction*, *sentiment mining*, *subjectivity analysis*, *affect analysis*, *emotion analysis*, *review mining*, etc. Actualmente, todos se engloban bajo el concepto de *sentiment analysis* u *opinion mining* (Liu, 2012).

4.2 Análisis de texto y análisis de sentimiento (*sentiment analysis*)

El análisis de texto es un proceso que permite a las máquinas y programas extraer y clasificar información del texto automáticamente. Esto es posible gracias al aprendizaje automático y al uso de diferentes *tags* o etiquetas para cada tema o categoría. Usando este sistema clasificatorio, los algoritmos aprenden a analizar, comprender y extraer información del significado del texto. Para que los algoritmos aprendan necesitan ejemplos de texto que puedan comparar, hacer asociaciones o predicciones. Si estamos entrenando al sistema para detectar temas, se necesitan aproximadamente 250 ejemplos por cada tema, si buscamos que el algoritmo sea capaz de realizar un análisis de sentimiento, se necesitan al menos 500 ejemplos para cada una de las *tags* o clasificaciones.

En el análisis de texto automático se utilizan algunas técnicas de procesamiento del lenguaje natural, conocido como PNL. Estas técnicas son *Tokenization*, *Part-of-speech Tagging* y *Parsing*. *Tokenization* es el proceso de segmentar una secuencia de símbolos ortográficos en símbolos elementales o *tokens*, que serán utilizados en el análisis como unidades básicas (Habash y Rambow, 2005). Por ejemplo, en una oración podemos extraer las palabras como *tokens* y descartar espacios en blanco y símbolos. Cuando los *tokens* han sido extraídos del texto, es hora de clasificarlos. *Part-of-speech tagging* es el proceso encargado de asignarles una categoría gramatical a esos *tokens* y clasificarlos como verbos, sustantivos, adjetivos, etc. Este etiquetado es un paso importante porque permite conocer la

estructura lingüística y ciertos patrones en el texto (Cutting et al., 1992). Por último, se aplica la técnica *Parsing*, encargada de crear representaciones de los textos más complejas y determinar su estructura sintáctica a través del uso de la gramática de dependencias (*Dependency Parsing*) o gramática de circunscripción (*Constituency Parsing*). A través del *Dependency Parsing*, se analiza la conexión entre palabras de una misma oración. Con el uso del *Constituency Parsing*, el texto se divide en subfrases y se utilizan nodos abstractos asociados a palabras y categorías.

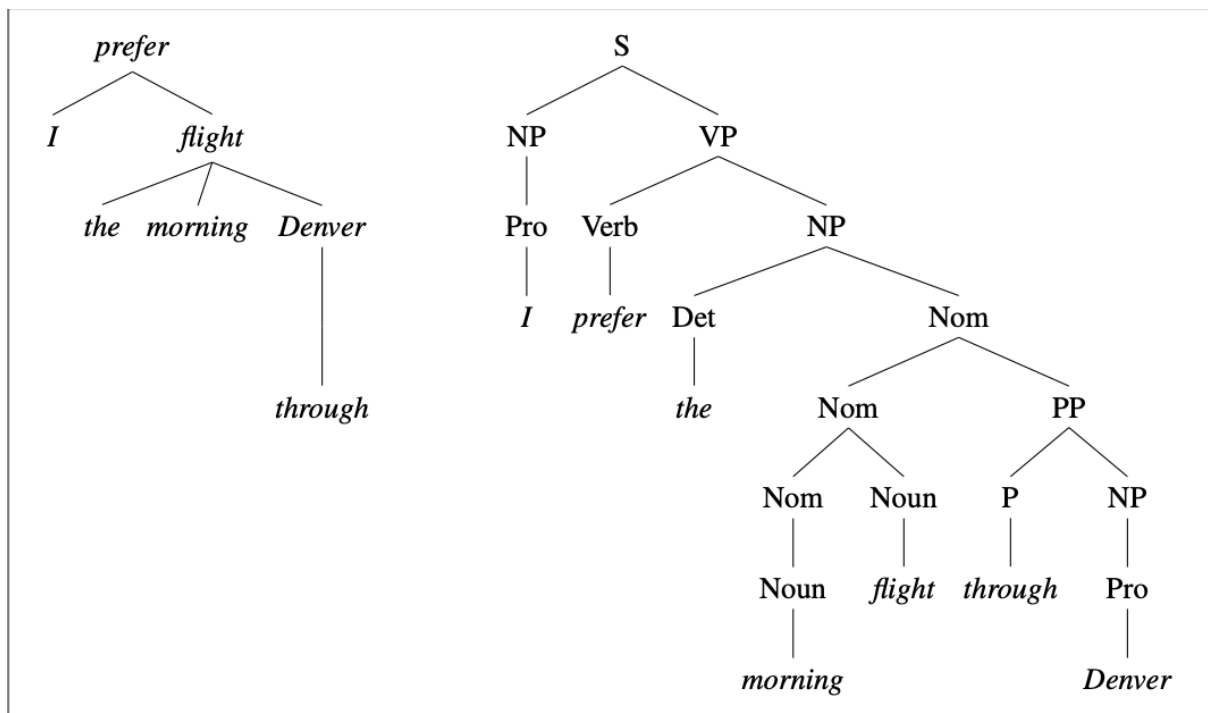


Figura 10: comparación del modelo *Dependency* y *Constituency Parsing* para la frase "I prefer the morning flight through Denver". Fuente: Speech and Language Processing. Daniel Jurafsky & James H. Martin. Dependency Parsing. Capítulo 14.

Cuando los datos están preparados, se realiza el análisis de texto y su clasificación o categorización. En este paso se asignan un conjunto de categorías al texto y de forma automática se puede organizar y estructurar todos los clasificadores previamente extraídos. Una de las clasificaciones que podemos realizar gracias al análisis de texto es el análisis de sentimiento. El *sentiment analysis* o análisis de sentimiento, como ya avanzamos en el punto 3.2.1, es un campo dentro del procesamiento del lenguaje natural que nos ayuda a extraer e identificar opiniones y sentimientos en el texto. Gracias a esta técnica podemos clasificar oraciones y textos en objetivos o subjetivos y en positivos, negativos o neutros.

Pero además de la polaridad, con este tipo de análisis se puede ir un paso más allá y detectar emociones como la felicidad, la tristeza, el enfado, el miedo, etc.

Para implementar el análisis de sentimiento, es necesario utilizar sistemas de detección basados en léxicos como los empleados en esta tesis (listas de palabras, léxicos u ontologías) y/o sistemas de aprendizaje automático, los cuales utilizan algoritmos basados en características lingüísticas. Dentro de los sistemas de léxico, encontramos varios enfoques: a) los basados en palabras clave que se utilizan como términos para clasificar el texto; b) los ontológicos, que se basan en conceptos y su interacción; y c) los de enfoque estadístico, que analizan las relaciones entre documentos y términos para establecer patrones (Canales y Martínez-Barco, 2014). Por su parte, el sistema de detección de emociones basado en métodos automáticos utiliza técnicas de aprendizaje automático que otorgan etiquetas a diferentes partes del texto para comprender el lenguaje en su conjunto y a través de un clasificador, establecen las categorías correspondientes. Para que este clasificador funcione, el primer paso es transformar el texto en una representación numérica o vector, cuyos componentes representan la frecuencia de una palabra o expresión en un diccionario. El segundo paso es utilizar algoritmos de clasificación que incluyen modelos estadísticos como:

a) **Naïve Bayes**: algoritmos basados en el Teorema de Bayes para predecir la categoría de un texto. Esta fórmula sirve para, basándose en la frecuencia de palabras, calcular la probabilidad a partir de las diferentes variables predictoras que son independientes entre sí:

A y B son eventos.¹⁹

$P(A|B)$ representa la probabilidad de que ocurra A dado que B es verdadero.

$P(B|A)$ representa la probabilidad de que ocurra B dado que A es verdadero.

$P(A)$ y $P(B)$ son las probabilidades de observar A y B independientemente uno del otro.

¹⁹ En probabilidad, un evento es un conjunto de resultados de un experimento al que se le asigna una probabilidad. Fuente: Wikipedia.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

Figura 11: fórmula del Teorema de Bayes

b) **Deep Learning**: un conjunto de algoritmos que utilizan redes neuronales artificiales para procesar grandes cantidades de datos. Una definición más completa sería: “El aprendizaje profundo, también conocido como redes neuronales profundas, es un aspecto de la inteligencia artificial (AI) que se ocupa de emular el enfoque de aprendizaje que los seres humanos utilizan para obtener ciertos tipos de conocimiento. En su forma más simple, el aprendizaje profundo puede considerarse como una forma de automatizar el análisis predictivo” (Rouse, M. 2017).

c) **Regresión lineal**: es un modelo estadístico que trata de explicar la relación entre una variable dependiente o criterio (Y) y un conjunto de variables independientes o predictoras. Existen dos modalidades: a) la regresión lineal simple en la que se relacionan solamente dos variables, una variable independiente y la dependiente que además es cuantitativa; b) la regresión lineal múltiple, en la que se utilizan dos o más variables con el objetivo de pronosticar una variable cuantitativa (Palacios-Cruz et al., 2013).

d) **Máquinas de vectores de soporte**: son un conjunto de algoritmos de aprendizaje supervisado. Con este modelo, los ejemplos de texto están representados como puntos en un espacio y separados por un hiperplano²⁰, estableciendo así diferentes categorías. Cada SVM (*Support Vector Machine*) utiliza estos ejemplos para asignar a los nuevos textos un espacio y predecir cuál será su categoría.

²⁰ Línea divisoria que en un espacio bidimensional divide el plano en dos mitades.

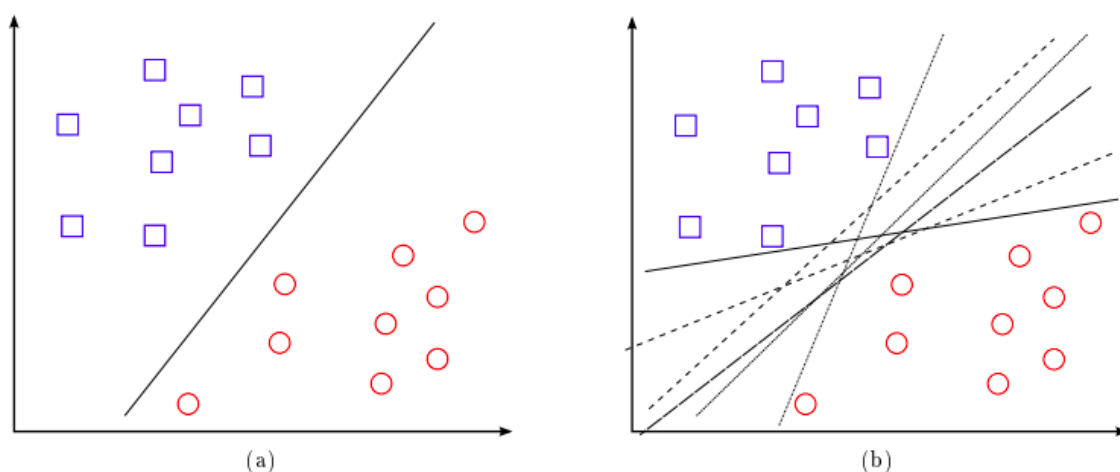


Gráfico 1: SVM para clasificación binaria de ejemplos separables linealmente.
Fuente: Suárez, E. J. C. (2014). Tutorial sobre Máquinas de Vectores Soporte (SVM).

En este ejemplo, los cuadrados azules y círculos rojos representan clases, palabras o categorías. Inicialmente, cada uno de los puntos o cuadrados pertenecía a dos posibles categorías y el algoritmo basado en SVM construye un modelo que predice a qué categoría pertenece cada uno de los puntos. Para ello, se establece un hiperplano que separe de forma correcta los puntos de una categoría y de la otra. Es una forma de clasificación que utiliza la inteligencia artificial para predecir categorías y colocar palabras, textos o entradas.

Tanto para utilizar los sistemas basados en léxicos y reglas manuales, como para los sistemas que utilizan técnicas de aprendizaje automático, son de vital importancia los glosarios, léxicos, diccionarios y manuales afectivos, más conocidos como bolsas de palabras (Kolchyna et al., 2015). Se trata de listas de palabras de sentimiento (*sentiment words*), empleadas comúnmente para expresar sentimientos positivos o negativos, donde cada una de ellas está representada numéricamente aportando información sobre la polaridad, la emoción que representa, la intensidad, etc.

Algunos de los léxicos más importantes y conocidos en la disciplina son por ejemplo *Affective Norms for English Words* (ANEW), *The Sentiment and Emotion Lexicons*, *The General Inquirer*, *LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count)* o *SentiWordNet* (citados previamente en el punto 3.2.1). Gracias a estos léxicos se pueden establecer relaciones entre diferentes palabras y emociones. Términos como *achievement* (logro), *admirable* (admirable), *advantage* (ventaja), *beauty* (belleza), *happy* (feliz) o *love* (amor) forman parte

indiscutible de la categoría “felicidad/ joy”. Otras como *loneliness* (soledad), *absence* (ausencia) o *ache* (dolor) pertenecen a “sadness/tristeza”. Además de estos glosarios, existen numerosos estudios que han relacionado las palabras no solo con emociones, sino también con trastornos emocionales como la depresión o ansiedad (Dueñas et al., 2010).

Tabla 2

Lista de palabras con mayor relevancia para la ansiedad, la depresión y la ira

Ansiedad	Depresión	Ira	Ansiedad + Depresión	Ansiedad + Ira	Depresión + Ira	Ansiedad + Depresión + Ira
Agitación Ansia Inquietud Insomnio Intranquilidad Miedo Nervios Nerviosismo Pánico Peligro Susto Temor Terror	Abatimiento Amargura Decaimiento Decepción Derrota Desamparo Desánimo Desconfianza Desconsuelo Desdicha Desilusión Desmoralización Desolación Disgusto Insomnio Llanto Melancolía Pena Pesadumbre Pesimismo Soledad Tristeza	Berrinche Cabreo Celos Cólera Corrupción Crueldad Enemistad Enfado Envidia Furia Hostilidad Indignación Odio Rabia Rabieta Rencor Resentimiento Venganza	Agobio Angustia Culpa Depresión Desesperanza Desgracia Enfermedad Fracaso Incapacidad Infelicidad Insatisfacción Inseguridad Muerte Preocupación Sufrimiento Suicidio Tormento	Agresión Amenaza Ira Irritación Tensión	Rechazo	Ansiedad Desesperación Frustración

Nota: Palabras de relevancia para enfermedades como la ansiedad, la depresión y la ira.

Fuente: Dueñas et al., 2010). *Psicológica*, 31(2), 241-273.

A pesar de la importancia de las palabras de sentimiento, su uso de forma aislada puede no ser suficiente para realizar el análisis ya que una misma palabra puede tener significados de opinión opuestos. Por ejemplo, en español la palabra “animal” puede utilizarse en su acepción más común de ser vivo o también para hablar de una persona con dos sentidos muy diferentes, “una persona con un comportamiento grosero” o “alguien que destaca por sus habilidades”. Este problema puede extenderse a palabras polisémicas como “cólera”, cuyo significado puede ser enfermedad o enfado. En este caso, ambas palabras tienen una connotación negativa pero no ocurre lo mismo en todos los casos. Otras

situaciones que comprometen el uso individual de los léxicos son las oraciones interrogativas, condicionales y sarcásticas. En las oraciones interrogativas y condicionales, el uso de palabras de sentimiento no implica que expresen una opinión, por ejemplo “¿podrías decirme qué cámara de fotos es mejor? o “si encuentro una cámara de fotos buena, la compraré”. En el caso de las oraciones sarcásticas como “¡qué buena es esta cámara de fotos, no he podido hacer ni una foto con ella!”, es difícil determinar el sentimiento y habría que realizar un análisis más detallado. Existen tres niveles en el análisis de sentimiento:

- a) Nivel documento: se analiza el documento completo para clasificar la opinión general del texto, positiva o negativa, sobre una sola entidad. Este sistema solo puede aplicarse a documentos que tratan sobre un producto o tema.
- b) Nivel de oración: analiza las oraciones de forma individual, estableciendo si son positivas o negativas. Normalmente, si el resultado es neutral significa que no existe opinión o sentimiento. Ejemplo: “El nuevo iPhone XR es impresionante”.
- c) Nivel de aspecto: es un análisis mucho más detallado que el análisis realizado a nivel documento o de oración. En el nivel de aspecto, la opinión se analiza a través de la suma de un sentimiento y el objeto de ese sentimiento. Este sistema permite analizar varios aspectos dentro de una misma oración. Ejemplo: “El nuevo iPhone XR es impresionante pero la batería no dura mucho”.

4.3 Análisis sentimiento de las consultas en texto: modelo dimensional y categórico.

El primer paso de esta investigación es determinar si las consultas de búsqueda a pesar de la escasez de texto pueden ser clasificadas utilizando el análisis de sentimiento. Este sistema se ha aplicado en otros estudios para textos de mayor longitud como críticas de películas (Bo Pang, Lillian Lee and Shivakumar, 2002), correos electrónicos (Mohammad y Yang, 2011), artículos y páginas web (Nasukawa y Yi, 2003) y también en tweets (Agarwal et al., 2011), limitando así el texto a 140 caracteres. Para algunos investigadores la limitación de texto, como en el caso de las publicaciones de Twitter, facilita la tarea de análisis porque

los autores suelen ser más directos (Liu, 2012). Sin embargo, el análisis a nivel de oración implica no solo la diferencia entre oraciones objetivas y subjetivas, sino que la subjetividad a veces no es equivalente al sentimiento y debemos además, tener en cuenta la aparición del rango neutral.

En el desarrollo de la investigación se aplicarán los diferentes análisis y modelos desarrollados en la fase teórica. Para la verificación o refutación de la primera hipótesis, trabajaremos el análisis a nivel de oración empleando tanto sistemas de detección basados en léxicos como herramientas cuyo algoritmo se basa en el aprendizaje automático y el procesamiento natural del lenguaje. Para el desarrollo de la segunda hipótesis, trabajaremos el análisis a nivel de oración y documento, utilizando también léxicos y sistemas automáticos.

La verificación o refutación de la primera hipótesis coincide con la segunda fase de esta investigación. Esta fase ha sido desarrollada como trabajo en la Universidad de Stanford, California (Estados Unidos) y está centrada en el conocimiento y técnicas de detección de emociones en texto. El objetivo de este trabajo es analizar las consultas de búsqueda mediante la aplicación del modelo categórico y el modelo dimensional (Mac Kim, 2011) y extraer la información emocional a través del texto.

Hipótesis 1: Las consultas de búsqueda en texto pueden clasificarse emocionalmente y manifiestan afectividad a pesar de la escasez de palabras.

Para la verificación o refutación de la hipótesis 1 se realiza un estudio empleando diferentes herramientas de análisis de sentimiento con el objetivo de extraer la opinión subjetiva y así poder realizar una clasificación de la polaridad del texto (positivo-negativo) y una clasificación más avanzada en los casos que sea posible.

Comenzamos seleccionando la muestra. El objeto de estudio serán las 200 preguntas más frecuentes en Google a nivel global realizadas en inglés. Estos datos han sido extraídos del informe “The Most Asked Questions On Google” realizado por Mondovo, una prestigiosa plataforma digital especialista en analíticas y mediciones web. En este informe, del cual se han extraído las 200 primeras entradas, muestra una lista con las 1000 preguntas más comunes que realizamos en Google.

Para comenzar con el estudio, seleccionamos dos herramientas de análisis de sentimiento citadas previamente en el apartado “3.2.1 Detección de emociones en texto”, Text Analytics y Tone Analyzer. Ambas herramientas utilizan sistemas de análisis basados en el aprendizaje automático y pueden trabajar el texto a nivel oración, párrafo o documento. Text Analytics es una herramienta de Microsoft Cognitive Services que utiliza técnicas procesamiento de lenguaje natural para el análisis de texto sin formato e incluye cuatro funciones:

1. Extracción de frases clave con la API²¹ Key Phrase Extraction, la cual evalúa el texto sin estructura y en cada documento JSON²², ofrece una lista de frases clave importantes en el texto analizado.
2. Detección del idioma en el que está escrito el texto para utilizar un código de idioma.
3. Reconocimiento de entidades en el texto como personas, cantidades, lugares, fecha y hora, divisas, etc.
4. Análisis de sentimiento a través de la API Azure Sentiment Analysis API, con la que esta herramienta evalúa el texto y ofrece unas puntuaciones que oscilan entre 0 (negativo) y 1 (positivo). El usuario final ve el resultado representado en porcentajes, siendo 1% muy negativo (representado en una barra roja) y el 100% como muy positivo (representado con una barra verde).

Durante el análisis de texto, esta herramienta combina diferentes técnicas como es el procesamiento de texto, la colocación de las palabras, sus diferentes asociaciones o el análisis de funciones de sintaxis. Posteriormente, teniendo también en cuenta el entrenamiento previo de la herramienta y su base de datos, se realiza la evaluación de objetividad. El resultado determinará si el documento es o no objetivo.

Por su parte, Tone Analyzer es una herramienta que pertenece al modelo categórico. Este modelo defiende que existen emociones básicas o categorías y cada una de ellas están representadas por palabras o etiquetas. Su sistema utiliza el análisis lingüístico para detectar tonos emocionales en el texto escrito, tanto a nivel oración como de documento. Una vez

²¹ Una API es un conjunto de definiciones y protocolos que explica cómo un módulo de un software interactúa con otro.

²² JavaScript Object Notation (JSON) es un formato de texto que sirve para intercambiar datos entre un servidor y una aplicación web.

analizado el texto la herramienta puede ofrecer la clasificación “No Tone” si no encuentra indicios de una emoción en el texto o por el contrario, una puntuación asociada a las emociones *anger*, *disgust*, *fear*, *joy* and *sadness*. Las puntuaciones son: Not likely present (Emoción no presente) < 0.5; Likely present (Emoción probablemente presente) 0.5 - 0.75 y Very likely present (Emoción muy probablemente presente) > 0.75. Además, la propia herramienta muestra la puntuación junto al color asociado a cada emoción y su intensidad.

Emotion	< 0.5	0.5 - 0.75	> 0.75
Joy			
Sadness			
Anger			
Disgust			
Fear			

Figura 12: puntuaciones y colores utilizados en los resultados de la herramienta Tone Analyzer.
Fuente: elaboración propia.

Para realizar nuestro estudio, introducimos las consultas en ambas herramientas y los resultados son los siguientes:

Tabla 3

Análisis emocional de las 200 preguntas más frecuentes en Google. Modelo categórico.

	Most Asked Questions On Google	Anger	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Resultados de Text Analytics
1	what is my ip						50% Neutral
2	what time is it						79% Positivo
3	how to register to vote						50% Neutral
4	how to tie a tie						77% Positivo
5	can you run it						79% Positivo
6	what song is this						83% Positivo
7	how to lose weight					0.67	21% Negativo
8	how many ounces in a cup						86% Positivo
9	when is mothers day				0.88		77% Positivo

	Most Asked Questions On Google	Anger	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Resultados de Text Analytics
10	how many ounces in a pound						80% Positivo
11	how many ounces in a gallon						81% Positivo
12	how many weeks in a year						76% Positivo
13	when is fathers day						77% Positivo
14	what is my ip address						31% Negativo
15	can i run it						79% Positivo
16	how to get pregnant						50% Neutral
17	how to download youtube videos						79% Positivo
18	how to screenshot on mac						50% Neutral
19	how old is donald trump						78% Positivo
20	how to lose weight fast					0.65	18% Negativo
21	where are you now						83% Positivo
22	how to make pancakes				0.60		86% Positivo
23	when we were young				0.88		74% Positivo
24	how to make money						78% Positivo
25	how many grams in an ounce						82% Positivo
26	how many feet in a mile					0.54	78% Positivo
27	what time is it in california						76% Positivo
28	what does smh mean					0.77	10% Negativo
29	how old is hillary clinton						78% Positivo
30	how to lose belly fat					0.57	10% Negativo
31	is it going to rain today						50% Neutral
32	where is my phone						50% Neutral
33	what is the weather today						50% Neutral
34	how to download videos from youtube						80% Positivo
35	how to boil eggs	0.63					77% Positivo
36	how to delete instagram account						16% Negativo

	Most Asked Questions On Google	Anger	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Resultados de Text Analytics
37	how to take a screenshot on a mac						80% Positivo
38	how many cups in a gallon						85% Positivo
39	how many days till christmas				0.51		75% Positivo
40	what time is it in london						76% Positivo
41	how old am i						83% Positivo
42	how to get rid of bed bugs						21% Negativo
43	how to draw a rose						81% Positivo
44	how to make pizza				0.62		84% Positivo
45	how many grams in a pound						79% Positivo
46	how many ounces in a quart						82% Positivo
47	how to have sex				0.88		79% Positivo
48	how do you spell						77% Positivo
49	how to use snapchat						83% Positivo
50	what is your name						88% Positivo
51	how to make french toast						84% Positivo
52	how to make love				0.90		92% Positivo
53	how to make slime				0.64		11% Negativo
54	how many tablespoons in a cup						88% Positivo
55	what time is the superbowl						79% Positivo
56	how many oz in a cup						85% Positivo
57	what time is sunset				0.74		79% Positivo
58	how to write a check						82% Positivo
59	how to tie a bowtie						75% Positivo
60	when is daylight saving time						50% Neutral
61	how many days in a year						76% Positivo
62	what does hmu mean						12% Negativo
63	how many days until christmas				0.60		75% Positivo

	Most Asked Questions On Google	Anger	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Resultados de Text Analytics
64	how to make money online						80% Positivo
65	what time is it in australia						76% Positivo
66	when is memorial day						77% Positivo
67	when is labor day						77% Positivo
68	what is the temp						50% Neutral
69	what is the temperature						50% Neutral
70	what time is it in hawaii						76% Positivo
71	how to solve a rubix cube				0.52		83% Positivo
72	how many countries in the world						83% Positivo
73	who sings this song				0.76		94% Positivo
74	how many teaspoons in a tablespoon						82% Positivo
75	how long to boil eggs	0.60					28% Negativo
76	how many centimeters in an inch						81% Positivo
77	why is the sky blue				0.53		16% Negativo
78	how to write a cover letter						79% Positivo
79	how many ounces in a liter						82% Positivo
80	how much house can i afford						78% Positivo
81	what is the time						75% Positivo
82	how to gain weight						26% Negativo
83	how to take a screenshot						80% Positivo
84	how to hack facebook account						22% Negativo
85	how to delete facebook account						21% Negativo
86	how many mb in a gb						82% Positivo
87	how tall is kevin hart						79% Positivo
88	how to start a business						82% Positivo
89	how to save money						75% Positivo
90	how old is justin bieber						78% Positivo

	Most Asked Questions On Google	Anger	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Resultados de Text Analytics
91	how many people are in the world						84% Positivo
92	how to last longer in bed						23% Negativo
93	how to make money fast						78% Positivo
94	how to draw a dog				0.54		83% Positivo
95	how to get rid of acne						75% Positivo
96	how many oz in a gallon						78% Positivo
97	how to get rid of blackheads						27% Negativo
98	how to cook quinoa				0.51		50% Neutral
99	what is the meaning of life				0.53		79% Positivo
100	how many calories in a banana						81% Positivo
101	how many kilometers in a mile						82% Positivo
102	how to draw anime						81% Positivo
103	how to make scrambled eggs				0.58		80% Positivo
104	what does tbh mean						14% Negativo
105	what is this song						90% Positivo
106	what does my name mean						24% Negativo
107	how to get rid of pimples						27% Negativo
108	how to cook spaghetti squash						50% Neutral
109	how to make an omelet				0.64		88% Positivo
110	how to change wifi password					0.52	26% Negativo
111	how to cook asparagus				0.51		50% Neutral
112	how many cups in a pint						86% Positivo
113	how many square feet in an acre						50% Neutral
114	how to change gmail password						26% Negativo
115	how to eat pussy						11% Negativo

	Most Asked Questions On Google	Anger	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Resultados de Text Analytics
116	what is a verb						76% Positivo
117	do you want to build a snowman						72% Positivo
118	how to cook rice				0.54		50% Neutral
119	how to get rid of fruit flies						71% Positivo
120	how to calculate percentage						76% Positivo
121	how to hard boil eggs	0.58					25% Negativo
122	how many steps in a mile						78% Positivo
123	how to delete instagram						15% Negativo
124	how to make cake				0.51		84% Positivo
125	how many ounces in a pint						82% Positivo
126	how to hack wifi passwords					0.75	18% Negativo
127	how old are you						79% Positivo
128	how to start a blog				0.69		87% Positivo
129	how many ounces are in a gallon						78% Positivo
130	how to backup iphone						78% Positivo
131	how to create a website				0.53		92% Positivo
132	how old is dolly parton						78% Positivo
133	how to tie a noose						75% Positivo
134	what does it mean						25% Negativo
135	what to do when your bored					0.73	5% Negativo
136	how to play poker						78% Positivo
137	how to be happy				1.00		95% Positivo
138	how to get rid of fleas						27% Negativo
139	how much should i weigh						26% Negativo
140	how to make a baby				0.71		88% Positivo
141	when does the time change						83% Positivo
142	what on tv tonight					0.52	69% Positivo
143	how many oz in a pound						50% Neutral
144	how to write a resume						79% Positivo

	Most Asked Questions On Google	Anger	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Resultados de Text Analytics
145	how to win friends and influence people				0.68		85% Positivo
146	what time is it in japan						76% Positivo
147	how to get rid of stretch marks						72% Positivo
148	how to cook a turkey						77% Positivo
149	how to make buttermilk				0.64		84% Positivo
150	how to grow hair fast				0.67		75% Positivo
151	how many meters in a mile						82% Positivo
152	how to block a number						19% Negativo
153	when is the next full moon						86% Positivo
154	how to kiss a girl				0.65		77% Positivo
155	who should i start						75% Positivo
156	what day is it						71% Positivo
157	how to play powerball						79% Positivo
158	how to make ice cream				0.57		84% Positivo
159	how to lower blood pressure			0.86			77% Positivo
160	how to poach an egg				0.54		78% Positivo
161	what to expect when you re expecting						25% Negativo
162	how to calculate bmi						77% Positivo
163	how to do sex				0.88		79% Positivo
164	how to download music						87% Positivo
165	how to make fried rice				0.52		84% Positivo
166	how to make mashed potatoes						80% Positivo
167	how to download movie						87% Positivo
168	how to roll a joint						74% Positivo
169	how to give a blow job						19% Negativo
170	how to get rid of hiccups						15% Negativo
171	how many feet in a yard						78% Positivo
172	how many weeks are in a						26% Negativo

	Most Asked Questions On Google	Anger	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Resultados de Text Analytics
	year						
173	how to reset iphone						77% Positivo
174	how to jump a car						84% Positivo
175	when is valentines day						77% Positivo
176	what does otp mean						18% Negativo
177	how to pick a lock						77% Positivo
178	how does uber work						12% Negativo
179	how to kill yourself			0.93		0.92	2% Negativo
180	how to fall asleep fast			0.62			10% Negativo
181	how many calories in an egg						81% Positivo
182	how much water should you drink a day						26% Negativo
183	can you get pregnant on your period						50% Neutral
184	how to cake it						84% Positivo
185	how long does weed stay in your system						15% Negativo
186	how to get rid of ants						23% Negativo
187	what time is it in germany						76% Positivo
188	how old is the earth						79% Positivo
189	how to make a paper airplane				0.51		74% Positivo
190	what to do when bored					0.73	2% Negativo
191	how did bruce lee die					0.78	9% Negativo
192	how to make a resume						82% Positivo
193	what to watch on netflix						50% Neutral
194	what happens when you die					0.85	2% Negativo
195	how much is my car worth				0.51		100% Positivo
196	what time is it in florida						76% Positivo
197	what is global warming						30% Negativo
198	how to tell if a girl likes you						96% Positivo

	Most Asked Questions On Google	Anger	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Resultados de Text Analytics
199	what is a prime number						93% Positivo
200	how to get pregnant faster						90% Positivo

Fuente: elaboración propia.

Como se muestra previamente en la tabla, Text Analytics ha mostrado resultados para las 200 consultas, es decir para el 100% de los casos. Desglosando los resultados, según Text Analytics, de las consultas analizadas el 68,5% son positivas (137 consultas), el 22,5% son negativas (45 consultas) y el 9% son neutrales (18 consultas).

Resultados Text Analytics

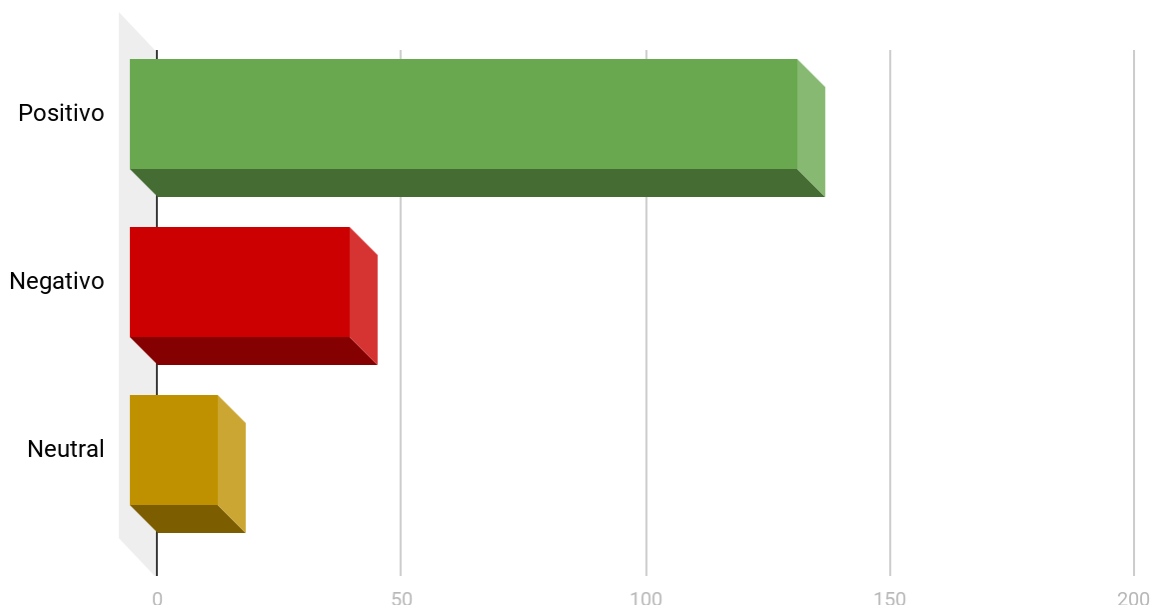


Gráfico 2: resultados de Text Analytics para las consultas de búsqueda
Fuente: elaboración propia.

Tone Analyzer muestra datos para 53 de las consultas, lo que supone el 26,5% de los casos. De esas 53 consultas, 44 han mostrado el mismo resultado que Text Analytics. Por tanto, ambas herramientas coinciden en el 83% de los resultados. Esto supone que un resultado Positivo corresponde a la emoción *joy* y Negativo se asocia con emociones negativas como *anger*, *fear*, *disgust* o *sadness*. Según Tone Analyzer, 147 consultas no han

podido ser clasificadas emocionalmente, 35 resultados se manifiestan como joy, 12 como sadness, 3 como fear y 3 como anger.

Resultados Tone Analyzer

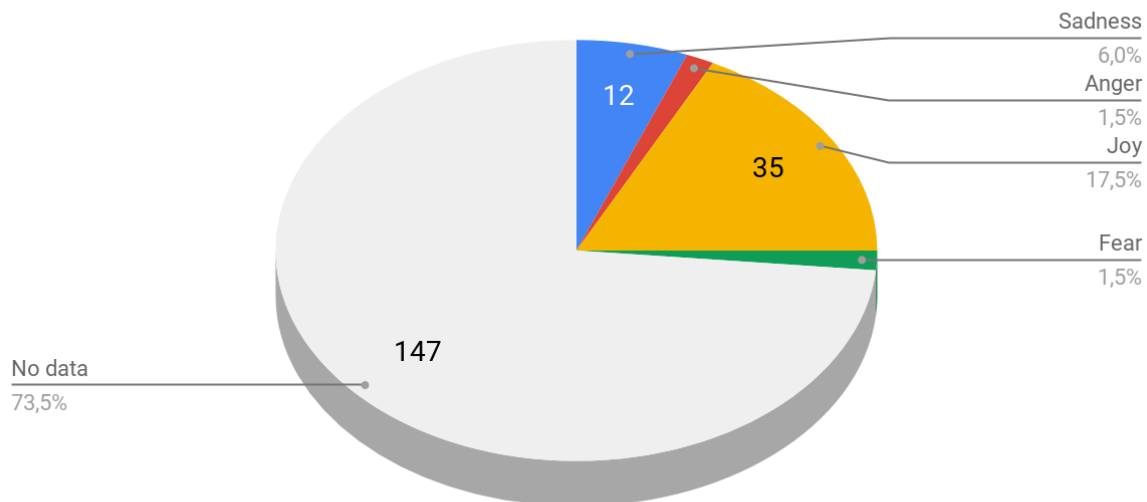


Gráfico 3: resultados de Tone Analyzer para las consultas de búsqueda
Fuente: elaboración propia.

Para la aplicación del modelo dimensional utilizamos dos léxicos diferentes, *Affective Norms for English Words* (ANEW), un manual de calificaciones afectivas para palabras y *The NRC Valence, Arousal, and Dominance Lexicon*, perteneciente al Consejo Nacional de Investigación de Canadá. Los modelos dimensionales defienden que cada palabra puede representarse de forma tridimensional con tres valores diferentes, valencia (*valence*), excitación (*arousal*) y dominio (*dominance*). La valencia afectiva, en adelante *valence*, varía de “agradable a desagradable” dependiendo de la puntuación, el rango de excitación (*arousal*) varía de “calmado a excitado” y el dominio o control (*dominance*) muestra la variación de “controlado a descontrolado” de una palabra. El uso de este modelo ha sido defendido y utilizado por diferentes teóricos a lo largo de los años como Wundt (1896), Mehrabian y Russell (1974) y Tellegen (1985).

Para nuestro estudio, en primer lugar utilizaremos ANEW, un conjunto de clasificaciones emocionales normativas basadas en esta representación tridimensional que

proporciona los valores de valencia (*valance*), excitación (*arousal*) y dominio (*dominance*) para cada palabra calificada. Este léxico fue el resultado de un estudio realizado con sujetos reales, que utilizando el maniquí de autoevaluación (véase apartado 3.2.1), ofrecieron la calificaciones para las diferentes palabras. ANEW otorga tres números en el rango 1-9 a cada palabra para cada dimensión. Las emociones negativas se asocian a valencias negativas o cercanas a 1 y las emociones positivas tienen una valencia más cercana al 9. El valor de excitación o *arousal* mide la intensidad de la emoción y el dominio o *dominance* muestra la naturaleza dominante o no de una emoción. Estos tres valores otorgan una clasificación emocional tridimensional, por lo que palabras pertenecientes a emociones negativas pueden tener por ejemplo diferente excitación y dominancia.

Para realizar el análisis, extraemos una a una las palabras utilizadas en las consultas de búsqueda y se comparan con los datos de las tablas de ANEW. Cada palabra contiene sus propios valores para las diferentes dimensiones. Esos valores numéricos aparecen representados como “Mean (SD)” donde *mean* significa promedio y *SD* es el valor de la desviación standard. Esta desviación hace referencia a la posible variabilidad de los datos teniendo en cuenta la muestra de población, ya que en estos estudios se utiliza muestra de ambos géneros. Para nuestro estudio la cifra importante es el promedio (Mean) por ser el resultado final.

Teniendo en cuenta estas indicaciones, los resultados muestran:

Tabla 4

Análisis emocional de las 200 preguntas más frecuentes en Google utilizando ANEW. Modelo dimensional I.

	Most Asked Questions On Google	Words in ANEW	Valence Mean (SD)	Arousal Mean (SD)	Dominance Mean (SD)
1	what is my ip				
2	what time is it	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)
3	how to register to vote				
4	how to tie a tie				
5	can you run it				
6	what song is this	song	7.10 (1.97)	6.07 (2.42)	5.85 (2.12)

	Most Asked Questions On Google	Words in ANEW	Valence Mean (SD)	Arousal Mean (SD)	Dominance Mean (SD)
7	how to lose weight				
8	how many ounces in a cup				
9	when is mothers day	mother	8.39 (1.15)	6.13 (2.71)	5.74 (2.37)
10	how many ounces in a pound				
11	how many ounces in a gallon				
12	how many weeks in a year				
13	when is fathers day	father	7.08 (2.20)	5.92 (2.60)	5.63 (2.89)
14	what is my ip address				
15	can i run it				
16	how to get pregnant				
17	how to download youtube videos				
18	how to screenshot on mac				
19	how old is donald trump				
20	how to lose weight fast				
21	where are you now				
22	how to make pancakes	pancakes	6.08 (1.83)	4.06 (2.13)	5.76 (1.61)
23	when we were young	young	6.89 (2.12)	5.64 (2.51)	5.30 (2.49)
24	how to make money	money	7.59 (1.40)	5.70 (2.66)	6.25 (2.33)
25	how many grams in an ounce				
26	how many feet in a mile				
27	what time is it in california	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)
28	what does smh mean				
29	how old is hillary clinton				
30	how to lose belly fat	fat	2.28 (1.92)	4.81 (2.80)	4.47 (3.06)
31	is it going to rain today	rain	5.08 (2.51)	3.65 (2.35)	4.78 (1.68)
32	where is my phone				
33	what is the weather today				
34	how to download videos from youtube				
35	how to boil eggs	egg	5.29 (1.82)	3.76 (2.39)	4.49 (2.16)
36	how to delete instagram account				

	Most Asked Questions On Google	Words in ANEW	Valence Mean (SD)	Arousal Mean (SD)	Dominance Mean (SD)
37	how to take a screenshot on a mac				
38	how many cups in a gallon				
39	how many days till christmas	christmas	7.96 (1.51)	6.42 (2.52)	5.38 (2.00)
40	what time is it in london	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)
41	how old am i				
42	how to get rid of bed bugs	bed	7.51 (1.38)	3.61 (2.56)	6.88 (1.78)
43	how to draw a rose				
44	how to make pizza	pizza	6.65 (2.23)	5.24 (2.09)	5.69 (1.90)
45	how many grams in a pound				
46	how many ounces in a quart	quart	5.39 (2.01)	3.59 (2.51)	5.20 (1.86)
47	how to have sex	sex	8.05 (1.53)	7.36 (1.91)	5.75 (2.25)
48	how do you spell				
49	how to use snapchat				
50	what is your name	name	5.55 (2.24)	4.25 (2.47)	5.16 (2.08)
51	how to make french toast				
52	how to make love	love	8.72 (0.70)	6.44 (3.35)	7.11 (2.56)
53	how to make slime	slime	2.68 (1.66)	5.36 (2.63)	4.17 (1.82)
54	how many tablespoons in a cup				
55	what time is the superbowl	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)
56	how many oz in a cup				
57	what time is sunset	time sunset	5.31 (2.02) 7.68 (1.72)	4.64 (2.75) 4.20 (2.99)	4.63 (2.24) 5.66 (2.08)
58	how to write a check				
59	how to tie a bowtie				
60	when is daylight saving time	daylight time	6.80 (2.17) 5.31 (2.02)	4.77 (2.50) 4.64 (2.75)	5.48 (2.14) 4.63 (2.24)
61	how many days in a year				
62	what does hmu mean				
63	how many days until christmas	christmas	7.80 (1.55)	6.27 (2.56)	5.37 (2.09)
64	how to make money online	money	7.59 (1.40)	5.70 (2.66)	6.25 (2.33)
65	what time is it in australia	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)

	Most Asked Questions On Google	Words in ANEW	Valence Mean (SD)	Arousal Mean (SD)	Dominance Mean (SD)
66	when is memorial day				
67	when is labor day				
68	what is the temp				
69	what is the temperature				
70	what time is it in hawaii	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)
71	how to solve a rubix cube				
72	how many countries in the world	world	6.50 (2.03)	5.32 (2.39)	5.26 (2.47)
73	who sings this song	song	7.10 (1.97)	6.07 (2.42)	5.85 (2.12)
74	how many teaspoons in a tablespoon				
75	how long to boil eggs	egg	5.29 (1.82)	3.76 (2.39)	4.49 (2.16)
76	how many centimeters in an inch				
77	why is the sky blue	sky blue	7.37 (1.40) 6.76 (1.78)	4.27 (2.17) 4.31 (2.20)	5.16 (2.00) 5.63 (1.64)
78	how to write a cover letter	letter	6.61 (1.59)	4.90 (2.37)	5.73 (1.48)
79	how many ounces in a liter				
80	how much house can i afford	house	7.26 (1.72)	4.56 (2.41)	6.08 (2.12)
81	what is the time	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)
82	how to gain weight				
83	how to take a screenshot				
84	how to hack facebook account				
85	how to delete facebook account				
86	how many mb in a gb				
87	how tall is kevin hart				
88	how to start a business				
89	how to save money	money	7.59 (1.40)	5.70 (2.66)	6.25 (2.33)
90	how old is justin bieber				
91	how many people are in the world	world	6.50 (2.03)	5.32 (2.39)	5.26 (2.47)
92	how to last longer in bed	bed	7.51 (1.38)	3.61 (2.56)	6.88 (1.78)
93	how to make money fast	money	7.59 (1.40)	5.70 (2.66)	6.25 (2.33)
94	how to draw a dog	dog	7.57 (1.66)	5.76 (2.50)	6.25 (2.10)
95	how to get rid of acne				

	Most Asked Questions On Google	Words in ANEW	Valence Mean (SD)	Arousal Mean (SD)	Dominance Mean (SD)
96	how many oz in a gallon				
97	how to get rid of blackheads				
98	how to cook quinoa	cook	6.16 (1.89)	4.44 (1.96)	5.14 (1.49)
99	what is the meaning of life	life	7.27 (1.88)	6.02 (2.62)	5.72 (2.51)
100	how many calories in a banana				
101	how many kilometers in a mile				
102	how to draw anime				
103	how to make scrambled eggs	egg	5.29 (1.82)	3.76 (2.39)	4.49 (2.16)
104	what does tbh mean				
105	what is this song	song	7.10 (1.97)	6.07 (2.42)	5.85 (2.12)
106	what does my name mean	name	5.55 (2.24)	4.25 (2.47)	5.16 (2.08)
107	how to get rid of pimples				
108	how to cook spaghetti squash	cook	6.16 (1.89)	4.44 (1.96)	5.14 (1.49)
109	how to make an omelet				
110	how to change wifi password				
111	how to cook asparagus	cook	6.16 (1.89)	4.44 (1.96)	5.14 (1.49)
112	how many cups in a pint				
113	how many square feet in an acre	square	4.74 (1.02)	3.18 (1.76)	4.51 (1.45)
114	how to change gmail password				
115	how to eat pussy	eat	7.47 (1.73)	5.69 (2.51)	5.60 (2.12)
116	what is a verb				
117	do you want to build a snowman				
118	how to cook rice	cook	6.16 (1.89)	4.44 (1.96)	5.14 (1.49)
119	how to get rid of fruit flies				
120	how to calculate percentage				
121	how to hard boil eggs	hard egg	5.22 (1.82) 5.29 (1.82)	5.12 (2.19) 3.76 (2.39)	5.59 (1.63) 4.49 (2.16)
122	how many steps in a mile				
123	how to delete instagram				
124	how to make cake	cake	7.26 (1.27)	5.00 (2.37)	5.16 (2.05)
125	how many ounces in a pint				

	Most Asked Questions On Google	Words in ANEW	Valence Mean (SD)	Arousal Mean (SD)	Dominance Mean (SD)
126	how to hack wifi passwords				
127	how old are you				
128	how to start a blog				
129	how many ounces are in a gallon				
130	how to backup iphone				
131	how to create a website				
132	how old is dolly parton				
133	how to tie a noose	noose	3.76 (1.64)	4.39 (2.08)	4.17 (1.92)
134	what does it mean				
135	what to do when your bored	bored	2.95 (1.35)	2.83 (2.31)	4.11 (1.70)
136	how to play poker				
137	how to be happy	happy	8.21 (1.82)	6.49 (2.77)	6.63 (2.43)
138	how to get rid of fleas				
139	how much should i weigh				
140	how to make a baby	baby	8.22 (1.20)	5.53 (2.80)	5.00 (2.80)
141	when does the time change	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)
142	what on tv tonight				
143	how many oz in a pound				
144	how to write a resume				
145	how to win friends and influence people	friend people	7.74 (1.24) 7.33 (1.70)	5.74 (2.57) 5.94 (2.09)	6.74 (1.89) 6.14 (2.02)
146	what time is it in japan	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)
147	how to get rid of stretch marks				
148	how to cook a turkey	cook	6.16 (1.89)	4.44 (1.96)	5.14 (1.49)
149	how to make buttermilk				
150	how to grow hair fast				
151	how many meters in a mile				
152	how to block a number				
153	when is the next full moon				
154	how to kiss a girl	kiss girl	8.26 (1.54) 6.87 (1.64)	7.32 (2.03) 4.29 (2.69)	6.93 (2.28) 5.80 (2.16)

	Most Asked Questions On Google	Words in ANEW	Valence Mean (SD)	Arousal Mean (SD)	Dominance Mean (SD)
155	who should i start				
156	what day is it				
157	how to play powerball				
158	how to make ice cream				
159	how to lower blood pressure	pressure	3.38 (1.61)	6.07 (2.26)	3.45 (2.07)
160	how to poach an egg	egg	5.29 (1.82)	3.76 (2.39)	4.49 (2.16)
161	what to expect when you re expecting				
162	how to calculate bmi				
163	how to do sex	sex	8.05 (1.53)	7.36 (1.91)	5.75 (2.25)
164	how to download music	music	8.13 (1.09)	5.32 (3.19)	6.39 (2.44)
165	how to make fried rice				
166	how to make mashed potatoes				
167	how to download movie	movie	6.86 (1.81)	4.93 (2.54)	5.00 (1.79)
168	how to roll a joint				
169	how to give a blow job				
170	how to get rid of hiccups				
171	how many feet in a yard				
172	how many weeks are in a year				
173	how to reset iphone				
174	how to jump a car	car	7.73 (1.63)	6.24 (2.04)	6.98 (2.06)
175	when is valentines day				
176	what does otp mean				
177	how to pick a lock				
178	how does uber work				
179	how to kill yourself				
180	how to fall asleep fast				
181	how many calories in an egg	egg	5.29 (1.82)	3.76 (2.39)	4.49 (2.16)
182	how much water should you drink a day	water	6.61 (1.78)	4.97 (2.49)	5.08 (1.99)
183	can you get pregnant on your period				
184	how to cake it	cake	7.26 (1.27)	5.00 (2.37)	5.16 (2.05)

	Most Asked Questions On Google	Words in ANEW	Valence Mean (SD)	Arousal Mean (SD)	Dominance Mean (SD)
185	how long does weed stay in your system				
186	how to get rid of ants				
187	what time is it in germany	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)
188	how old is the earth	earth	7.15 (1.67)	4.24 (2.49)	5.61 (2.30)
189	how to make a paper airplane	paper	5.20 (1.21)	2.50 (1.85)	4.47 (1.67)
190	what to do when bored	bored	2.95 (1.35)	2.83 (2.31)	4.11 (1.70)
191	how did bruce lee die				
192	how to make a resume				
193	what to watch on netflix	watch	5.78 (1.51)	4.10 (2.12)	5.37 (1.75)
194	what happens when you die				
195	how much is my car worth	car	7.73 (1.63)	6.24 (2.04)	6.98 (2.06)
196	what time is it in florida	time	5.31 (2.02)	4.64 (2.75)	4.63 (2.24)
197	what is global warming				
198	how to tell if a girl likes you	girl	6.87 (1.64)	4.29 (2.69)	5.80 (2.16)
199	what is a prime number				
200	how to get pregnant faster				

Fuente: elaboración propia.

Al analizar las consultas de búsqueda utilizando ANEW, encontramos que de las 200 entradas, el 38,5% (77 consultas) contienen al menos una palabra presente en el manual afectivo. De las 77 consultas, el 61% (47 resultados) contienen una o más palabras de valencia superior a 6.00 y por tanto se consideran asociadas a emociones positivas. El 31,2% (24 resultados) contienen palabras con rangos entre 4.00 y 6.00 y son consideradas neutrales y por último, el 7,8% (6 resultados) contienen palabras de valencias inferiores a 4.00, y se clasifican como negativas.

Para completar el estudio, utilizamos otro léxico perteneciente al modelo dimensional. *The NRC Valence, Arousal, and Dominance Lexicon* trabaja con las mismas dimensiones que ANEW pero aplica la técnica *Best-Worst Scaling* (Mohammad, 2018). Sus puntuaciones se mueven en el intervalo de 0 a 1, sin embargo, los rangos para establecer valencias positivas o

negativas son ligeramente diferentes. Basándonos en las puntuaciones de los léxicos marcados por el Consejo Nacional de Investigación de Canadá establecemos que las palabras con valencias entre 0.000 y 0.0350 serán clasificadas como desagradables o negativas, las valencias entre 0.0350 y 0.650 serán consideradas neutrales y entre 0.650 y 1.000 se establecerán como agradables o positivas. Estos baremos son generalmente orientativos para los trabajos de investigación ya que determinadas palabras pueden ser categorizadas en otra polaridad pese a su puntuación o ser aptas para ambas polaridades dependiendo del contexto. Estos datos pueden encontrarse en el léxico *NRC Word-Emotion Association Lexicon*, conocido como EmoLex, una herramienta que emplearemos en esta tesis en siguientes apartados. Para este análisis utilizaremos *The NRC Valence, Arousal, and Dominance Lexicon*, un léxico aprobado por el NRC Research Ethics Board (NRC-REB) bajo el protocolo número 2017-98.

A continuación realizamos el mismo estudio, extrayendo las puntuaciones de las palabras de las consultas de búsqueda presentes en el léxico:

Tabla 5

Análisis emocional de las 200 preguntas más frecuentes en Google utilizando NRC Lexicon. Modelo dimensional II.

	Most Asked Questions On Google	Words in NRC Lexicon	Valence	Arousal	Dominance
1	what is my ip				
2	what time is it	time	0.604	0.288	0.609
3	how to register to vote	register vote	0.490 0.582	0.412 0.500	0.654 0.649
4	how to tie a tie	tie	0.663	0.464	0.431
5	can you run it	can run	0.662 0.542	0.360 0.787	0.454 0.543
6	what song is this	song	0.854	0.413	0.500
7	how to lose weight	lose weight	0.115 0.450	0.538 0.380	0.176 0.577
8	how many ounces in a cup	ounce cup	0.531 0.615	0.255 0.167	0.288 0.231
9	when is mothers day	mother day	0.931 0.719	0.408 0.269	0.725 0.389

	Most Asked Questions On Google	Words in NRC Lexicon	Valence	Arousal	Dominance
10	how many ounces in a pound	ounce pound	0.531 0.570	0.255 0.337	0.288 0.443
11	how many ounces in a gallon	ounce	0.531	0.255	0.288
12	how many weeks in a year	week year	0.510 0.542	0.231 0.284	0.351 0.415
13	when is fathers day	father day	0.812 0.719	0.333 0.269	0.824 0.389
14	what is my ip address	address	0.650	0.327	0.567
15	can i run it	run	0.542	0.787	0.543
16	how to get pregnant	get pregnant	0.740 0.765	0.594 0.773	0.667 0.537
17	how to download youtube videos	download video	0.602 0.646	0.490 0.577	0.503 0.427
18	how to screenshot on mac				
19	how old is donald trump	old	0.410	0.279	0.315
20	how to lose weight fast	lose weight	0.115 0.450	0.538 0.380	0.176 0.577
21	where are you now				
22	how to make pancakes	make pancakes	0.684 0.844	0.420 0.373	0.480 0.402
23	when we were young	young	0.812	0.520	0.537
24	how to make money	make money	0.684 0.844	0.420 0.608	0.480 0.827
25	how many grams in an ounce	ounce	0.531	0.255	0.288
26	how many feet in a mile	feet mile	0.510 0.521	0.240 0.417	0.292 0.456
27	what time is it in california	time	0.604	0.288	0.609
28	what does smh mean	mean	0.440	0.467	0.620
29	how old is hillary clinton	old	0.410	0.279	0.315
30	how to lose belly fat	lose belly fat	0.115 0.510 0.198	0.538 0.388 0.353	0.176 0.387 0.237
31	is it going to rain today	rain today	0.542 0.806	0.388 0.306	0.330 0.362
32	where is my phone	phone	0.729	0.344	0.418
33	what is the weather today	weather	0.755	0.404	0.567

	Most Asked Questions On Google	Words in NRC Lexicon	Valence	Arousal	Dominance
		today	0.806	0.306	0.362
34	how to download videos from youtube	download video	0.602 0.646	0.490 0.577	0.503 0.427
35	how to boil eggs	boil egg	0.417 0.684	0.684 0.241	0.433 0.293
36	how to delete instagram account	delete account	0.292 0.531	0.298 0.347	0.409 0.472
37	how to take a screenshot on a mac	take	0.828	0.537	0.348
38	how many cups in a gallon	cup gallon	0.615 0.531	0.167 0.327	0.231 0.345
39	how many days till christmas	day christmas	0.719 0.959	0.269 0.520	0.389 0.741
40	what time is it in london	time	0.604	0.288	0.609
41	how old am i	old	0.410	0.279	0.315
42	how to get rid of bed bugs	rid bed	0.194 0.604	0.408 0.173	0.327 0.327
43	how to draw a rose	draw rose	0.704 0.865	0.449 0.276	0.481 0.386
44	how to make pizza	make pizza	0.684 0.847	0.420 0.390	0.480 0.295
45	how many grams in a pound	pound	0.570	0.337	0.443
46	how many ounces in a quart	ounce quart	0.531 0.439	0.255 0.265	0.288 0.436
47	how to have sex	have sex	0.757 0.803	0.389 0.939	0.593 0.704
48	how do you spell	spell	0.385	0.380	0.368
49	how to use snapchat				
50	what is your name	name	0.573	0.300	0.415
51	how to make french toast	make toast	0.684 0.740	0.420 0.382	0.480 0.356
52	how to make love	make love	0.684 1.000	0.420 0.519	0.480 0.673
53	how to make slime	make slime	0.684 0.300	0.420 0.370	0.480 0.183
54	how many tablespoons in a cup	cup tablespoon	0.615 0.490	0.167 0.353	0.231 0.245
55	what time is the superbowl	time	0.604	0.288	0.609

	Most Asked Questions On Google	Words in NRC Lexicon	Valence	Arousal	Dominance
56	how many oz in a cup	cup	0.615	0.167	0.231
57	what time is sunset	time sunset	0.604 0.875	0.288 0.231	0.609 0.298
58	how to write a check	write check	0.612 0.523	0.387 0.552	0.534 0.602
59	how to tie a bowtie	tie	0.663	0.464	0.431
60	when is daylight saving time	daylight saving time	0.865 0.663 0.604	0.420 0.230 0.288	0.545 0.621 0.609
61	how many days in a year	day year	0.719 0.542	0.269 0.284	0.389 0.415
62	what does hmu mean	mean	0.440	0.467	0.620
63	how many days until christmas	day christmas	0.719 0.959	0.269 0.520	0.389 0.741
64	how to make money online	make money	0.684 0.844	0.420 0.608	0.480 0.827
65	what time is it in australia	time	0.604	0.288	0.609
66	when is memorial day	memorial day	0.602 0.719	0.304 0.269	0.600 0.389
67	when is labor day	labor day	0.594 0.719	0.639 0.269	0.754 0.389
68	what is the temp				
69	what is the temperature	temperature	0.521	0.559	0.473
70	what time is it in hawaii	time	0.604	0.288	0.609
71	how to solve a rubix cube	solve cube	0.656 0.469	0.530 0.226	0.688 0.274
72	how many countries in the world	country world	0.698 0.622	0.394 0.394	0.693 0.750
73	who sings this song	song	0.854	0.413	0.500
74	how many teaspoons in a tablespoon	teaspoon tablespoon	0.521 0.490	0.330 0.353	0.221 0.245
75	how long to boil eggs	boil egg	0.417 0.684	0.684 0.241	0.433 0.293
76	how many centimeters in an inch	centimeter inch	0.427 0.481	0.280 0.327	0.380 0.300
77	why is the sky blue	sky blue	0.958 0.646	0.234 0.137	0.401 0.291

	Most Asked Questions On Google	Words in NRC Lexicon	Valence	Arousal	Dominance
78	how to write a cover letter	write letter	0.612 0.635	0.387 0.279	0.534 0.342
79	how many ounces in a liter	ounce liter	0.531 0.573	0.255 0.208	0.288 0.382
80	how much house can i afford	house afford	0.587 0.571	0.135 0.580	0.533 0.575
81	what is the time	time	0.604	0.288	0.609
82	how to gain weight	gain weight	0.917 0.450	0.640 0.380	0.822 0.577
83	how to take a screenshot	take	0.828	0.537	0.348
84	how to hack facebook account	hack account	0.531	0.347	0.472
85	how to delete facebook account	delete account	0.292 0.531	0.298 0.347	0.409 0.472
86	how many mb in a gb				
87	how tall is kevin hart	tall	0.725	0.591	0.538
88	how to start a business	start business	0.684 0.688	0.430 0.569	0.589 0.755
89	how to save money	save money	0.770 0.844	0.439 0.608	0.682 0.827
90	how old is justin bieber	old	0.410	0.279	0.315
91	how many people are in the world	people world	0.604 0.622	0.400 0.394	0.500 0.750
92	how to last longer in bed	bed	0.604	0.173	0.327
93	how to make money fast	make money	0.684 0.844	0.420 0.608	0.480 0.827
94	how to draw a dog	draw dog	0.704 0.704	0.449 0.500	0.481 0.407
95	how to get rid of acne	rid acne	0.194 0.167	0.408 0.474	0.327 0.308
96	how many oz in a gallon	gallon	0.531	0.327	0.345
97	how to get rid of blackheads	rid	0.194	0.408	0.327
98	how to cook quinoa	cook	0.847	0.500	0.412
99	what is the meaning of life	meaning life	0.663 0.918	0.395 0.615	0.625 0.824
100	how many calories in a banana	calorie	0.333	0.540	0.427

	Most Asked Questions On Google	Words in NRC Lexicon	Valence	Arousal	Dominance
		banana	0.612	0.230	0.241
101	how many kilometers in a mile	kilometer mile	0.490 0.521	0.439 0.417	0.485 0.456
102	how to draw anime	draw	0.704	0.449	0.481
103	how to make scrambled eggs	make scrambled egg	0.684 0.451 0.684	0.420 0.535 0.241	0.480 0.539 0.293
104	what does tbh mean	mean	0.440	0.467	0.620
105	what is this song	song	0.854	0.413	0.500
106	what does my name mean	name mean	0.573 0.440	0.300 0.467	0.415 0.620
107	how to get rid of pimples	rid pimple	0.194 0.245	0.408 0.370	0.327 0.274
108	how to cook spaghetti squash	cook spaghetti squash	0.847 0.729 0.531	0.500 0.353 0.667	0.412 0.288 0.410
109	how to make an omelet	make omelet	0.684 0.708	0.420 0.323	0.480 0.315
110	how to change wifi password	change password	0.625 0.390	0.575 0.356	0.606 0.559
111	how to cook asparagus	cook asparagus	0.847 0.469	0.500 0.317	0.412 0.264
112	how many cups in a pint	cup pint	0.615 0.686	0.167 0.333	0.231 0.321
113	how many square feet in an acre	square feet acre	0.509 0.510 0.583	0.340 0.240 0.387	0.291 0.292 0.423
114	how to change gmail password	change password	0.625 0.390	0.575 0.356	0.606 0.559
115	how to eat pussy	pussy	0.323	0.759	0.409
116	what is a verb	verb	0.582	0.312	0.414
117	do you want to build a snowman	want build snowman	0.671 0.771 0.776	0.642 0.546 0.291	0.598 0.806 0.323
118	how to cook rice	cook rice	0.847 0.667	0.500 0.208	0.412 0.330
119	how to get rid of fruit flies	rid fruit	0.194 0.896	0.408 0.291	0.327 0.312
120	how to calculate percentage	calculate	0.490	0.452	0.440

	Most Asked Questions On Google	Words in NRC Lexicon	Valence	Arousal	Dominance
		percentage	0.469	0.400	0.553
121	how to hard boil eggs	hard boil egg	0.302 0.417 0.684	0.708 0.684 0.241	0.616 0.433 0.293
122	how many steps in a mile	step mile	0.511 0.521	0.349 0.417	0.373 0.456
123	how to delete instagram	delete	0.292	0.298	0.409
124	how to make cake	make cake	0.684 0.810	0.420 0.375	0.480 0.287
125	how many ounces in a pint	ounce pint	0.531 0.686	0.255 0.333	0.288 0.321
126	how to hack wifi passwords	hack password	0.135 0.390	0.717 0.356	0.534 0.559
127	how old are you	old	0.410	0.279	0.315
128	how to start a blog	start blog	0.684 0.639	0.430 0.390	0.589 0.432
129	how many ounces are in a gallon	ounce gallon	0.531 0.531	0.255 0.327	0.288 0.345
130	how to backup iphone	backup	0.520	0.510	0.553
131	how to create a website	create website	0.786 0.615	0.588 0.442	0.789 0.526
132	how old is dolly parton	old	0.410	0.279	0.315
133	how to tie a noose	tie noose	0.663 0.356	0.464 0.300	0.431 0.330
134	what does it mean	mean	0.440	0.467	0.620
135	what to do when your bored	bored	0.153	0.167	0.196
136	how to play poker	play poker	0.812 0.480	0.765 0.689	0.358 0.398
137	how to be happy	happy	1.000	0.735	0.772
138	how to get rid of fleas	rid flea	0.194 0.286	0.408 0.353	0.327 0.218
139	how much should i weigh	weigh	0.333	0.396	0.375
140	how to make a baby	make baby	0.684 0.837	0.420 0.365	0.480 0.455
141	when does the time change	change time	0.625 0.604	0.575 0.288	0.606 0.609
142	what on tv tonight	tv	0.622	0.380	0.393

	Most Asked Questions On Google	Words in NRC Lexicon	Valence	Arousal	Dominance
143	how many oz in a pound	pound	0.570	0.337	0.443
144	how to write a resume	write resume	0.612 0.573	0.387 0.411	0.534 0.586
145	how to win friends and influence people	win friends influence people	0.927 0.929 0.622 0.604	0.694 0.510 0.663 0.400	0.888 0.625 0.824 0.500
146	what time is it in japan	time japan	0.604 0.667	0.288 0.482	0.609 0.580
147	how to get rid of stretch marks	rid stretch marks	0.194 0.604 0.430	0.408 0.578 0.480	0.327 0.500 0.424
148	how to cook a turkey	cook turkey	0.847 0.634	0.500 0.245	0.412 0.247
149	how to make buttermilk	make buttermilk	0.684 0.633	0.420 0.311	0.480 0.304
150	how to grow hair fast	grow hair fast	0.914 0.582	0.615 0.186	0.755 0.286
151	how many meters in a mile	meter mile	0.438 0.521	0.300 0.417	0.463 0.456
152	how to block a number	block number	0.286 0.406	0.350 0.231	0.402 0.471
153	when is the next full moon	full moon	0.602 0.673	0.255 0.233	0.704 0.547
154	how to kiss a girl	kiss gril	0.967 0.740	0.813 0.572	0.630 0.443
155	who should i start	start	0.684	0.430	0.589
156	what day is it	day	0.719	0.269	0.389
157	how to play powerball	play	0.812	0.765	0.358
158	how to make ice cream	make	0.684	0.420	0.480
159	how to lower blood pressure	lower blood pressure	0.327 0.219 0.360	0.296 0.684 0.650	0.258 0.585 0.623
160	how to poach an egg	egg	0.684	0.241	0.293
161	what to expect when you re expecting	expect	0.469	0.327	0.377
162	how to calculate bmi	calculate	0.490	0.452	0.440
163	how to do sex	sex	0.803	0.939	0.704

	Most Asked Questions On Google	Words in NRC Lexicon	Valence	Arousal	Dominance
164	how to download music	download music	0.602 0.833	0.490 0.563	0.503 0.605
165	how to make fried rice	make fried rice	0.684 0.479 0.667	0.420 0.482 0.208	0.480 0.336 0.330
166	how to make mashed potatoes	make mashed potatoes	0.684 0.531 0.690	0.420 0.337 0.271	0.480 0.194 0.309
167	how to download movie	download movie	0.602 0.792	0.490 0.560	0.503 0.471
168	how to roll a joint	roll joint	0.469 0.615	0.510 0.392	0.172 0.566
169	how to give a blow job	give blow job	0.750 0.316 0.694	0.346 0.750 0.541	0.500 0.570 0.717
170	how to get rid of hiccups	rid hiccup	0.194 0.271	0.408 0.549	0.327 0.240
171	how many feet in a yard	feet yard	0.510 0.468	0.240 0.176	0.292 0.349
172	how many weeks are in a year	week year	0.510 0.542	0.231 0.284	0.351 0.415
173	how to reset iphone	reset	0.490	0.450	0.574
174	how to jump a car	jump car	0.625 0.776	0.865 0.540	0.611 0.500
175	when is valentines day	day	0.719	0.269	0.389
176	what does otp mean	mean	0.440	0.467	0.620
177	how to pick a lock	pick lock	0.500 0.271	0.464 0.585	0.525 0.600
178	how does uber work	work	0.719	0.596	0.750
179	how to kill yourself	kill	0.052	0.941	0.736
180	how to fall asleep fast	fall asleep	0.177 0.604	0.657 0.100	0.221 0.270
181	how many calories in an egg	calorie egg	0.333 0.684	0.540 0.241	0.427 0.293
182	how much water should you drink a day	water drink day	0.812 0.650 0.719	0.123 0.552 0.269	0.429 0.474 0.389
183	can you get pregnant on your period	pregnant period	0.765 0.396	0.773 0.324	0.537 0.588

	Most Asked Questions On Google	Words in NRC Lexicon	Valence	Arousal	Dominance
184	how to cake it	cake	0.810	0.375	0.287
185	how long does weed stay in your system	weed stay system	0.459 0.604 0.615	0.294 0.275 0.346	0.364 0.516 0.764
186	how to get rid of ants	rid	0.194	0.408	0.327
187	what time is it in germany	time	0.604	0.288	0.609
188	how old is the earth	old earth	0.410 0.750	0.279 0.225	0.315 0.614
189	how to make a paper airplane	make paper airplane	0.684 0.520 0.719	0.420 0.123 0.702	0.480 0.293 0.708
190	what to do when bored	bored	0.153	0.167	0.196
191	how did bruce lee die	die	0.031	0.765	0.259
192	how to make a resume	make resume	0.684 0.573	0.420 0.411	0.480 0.586
193	what to watch on netflix	watch	0.531	0.346	0.423
194	what happens when you die	happen die	0.677 0.031	0.670 0.765	0.551 0.259
195	how much is my car worth	car worth	0.776 0.872	0.540 0.510	0.500 0.889
196	what time is it in florida	time	0.604	0.288	0.609
197	what is global warming	global warming	0.583 0.594	0.520 0.637	0.713 0.580
198	how to tell if a girl likes you	tell gril like	0.551 0.740 0.719	0.350 0.572 0.353	0.457 0.443 0.446
199	what is a prime number	prime number	0.708 0.406	0.275 0.231	0.446 0.471
200	how to get pregnant faster	get pregnant	0.740 0.765	0.594 0.773	0.667 0.537

Fuente: elaboración propia.

En la tabla previa hemos analizado las consultas de búsqueda utilizando el léxico de NRC con las tres dimensiones más importantes del significado como son: *valence* que corresponde a la evaluación buena-mala de las palabras, *arousal* que es la potencia fuerte-débil y *dominance* que hace referencia a la actividad activa-pasiva. De las 200 entradas, el

97% (194 consultas) tienen al menos alguna palabra que ha podido ser analizada con este léxico. De las 194 consultas de búsqueda, el 40,2% (78 resultados) pueden clasificarse como positivas o agradables gracias a las dimensiones de las diferentes palabras que la forman. El 15% (29 resultados) se clasifican como negativas y el 44,8% (87 resultados) pueden considerarse neutrales.

Si comparamos ambos léxicos, *The NRC Valence, Arousal, and Dominance Lexicon* y *ANEW*, podemos comprobar que el primero muestra mucha más información que el segundo y gracias a él, hemos podido obtener datos para un amplio número de resultados. Teniendo en cuenta que *ANEW* muestra resultados para 77 de las 200 consultas de búsqueda, ambos léxicos han coincidido en su respuesta en 56 resultados, es decir, en el 72,7% de los casos.

Resultados de los léxicos

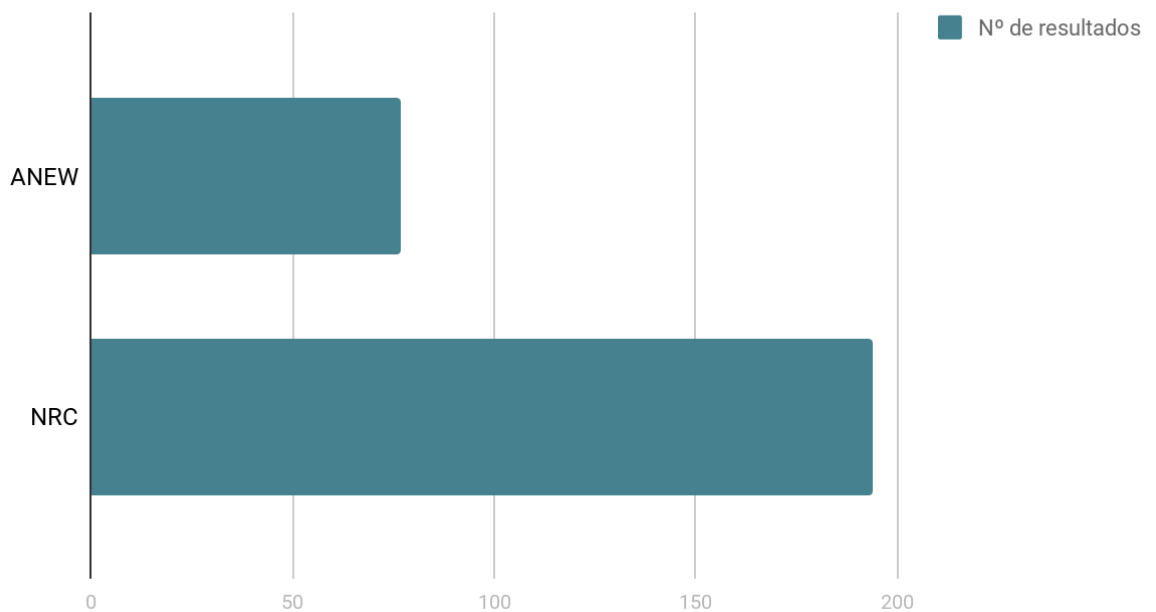


Gráfico 4: número de resultados ofrecidos por los léxicos.
Fuente: elaboración propia.

Para obtener una visión global de los resultados y poder comparar las cuatro herramientas y por consiguiente los diferentes modelos, categórico y dimensional, hemos realizado la siguiente tabla:

Tabla 6

Análisis emocional de las 200 preguntas más frecuentes en Google. Comparativa del modelo dimensional y categórico

	Most Asked Questions On Google	Tone Analyzer	Text Analytics	ANEW	NRC
1	what is my ip		50% Neutral		
2	what time is it		79% Positivo	Neutral	Neutral
3	how to register to vote		50% Neutral		Neutral
4	how to tie a tie		77% Positivo		Positivo
5	can you run it		79% Positivo		Neutral
6	what song is this		83% Positivo	Positivo	Positivo
7	how to lose weight	Sadness 0.67	21% Negativo		Negativo
8	how many ounces in a cup		86% Positivo		Neutral
9	when is mothers day	Joy 0.88	77% Positivo	Positivo	Positivo
10	how many ounces in a pound		80% Positivo		Neutral
11	how many ounces in a gallon		81% Positivo		Neutral
12	how many weeks in a year		76% Positivo		Neutral
13	when is fathers day		77% Positivo	Positivo	Positivo
14	what is my ip address		31% Negativo		Neutral
15	can i run it		79% Positivo		Neutral
16	how to get pregnant		50% Neutral		Positivo
17	how to download youtube videos		79% Positivo		Neutral
18	how to screenshot on mac		50% Neutral		
19	how old is donald trump		78% Positivo		Neutral
20	how to lose weight fast	Sadness 0.65	18% Negativo		Negativo
21	where are you now		83% Positivo		
22	how to make pancakes	Joy 0.60	86% Positivo	Positivo	Positivo
23	when we were young	Joy 0.88	74% Positivo	Positivo	Positivo
24	how to make money		78% Positivo	Positivo	Positivo
25	how many grams in an ounce		82% Positivo		Neutral

	Most Asked Questions On Google	Tone Analyzer	Text Analytics	ANEW	NRC
26	how many feet in a mile	Sadness 0.54	78% Positivo		Neutral
27	what time is it in california		76% Positivo	Neutral	Neutral
28	what does smh mean	Sadness 0.77	10% Negativo		Neutral
29	how old is hillary clinton		78% Positivo		Neutral
30	how to lose belly fat	Sadness 0.57	10% Negativo	Negativo	Negativo
31	is it going to rain today		50% Neutral	Neutral	Neutral
32	where is my phone		50% Neutral		Positivo
33	what is the weather today		50% Neutral		Positivo
34	how to download videos from youtube		80% Positivo		Neutral
35	how to boil eggs	Anger 0.63	77% Positivo	Neutral	Negativo
36	how to delete instagram account		16% Negativo		Neutral
37	how to take a screenshot on a mac		80% Positivo		Positivo
38	how many cups in a gallon		85% Positivo		Neutral
39	how many days till christmas	Joy 0.51	75% Positivo	Positivo	Positivo
40	what time is it in london		76% Positivo	Neutral	Neutral
41	how old am i		83% Positivo		Neutral
42	how to get rid of bed bugs		21% Negativo	Positivo	Negativo
43	how to draw a rose		81% Positivo		Positivo
44	how to make pizza	Joy 0.62	84% Positivo	Positivo	Positivo
45	how many grams in a pound		79% Positivo		Neutral
46	how many ounces in a quart		82% Positivo	Neutral	Neutral
47	how to have sex	Joy 0.88	79% Positivo	Positivo	Positivo
48	how do you spell		77% Positivo		Neutral
49	how to use snapchat		83% Positivo		
50	what is your name		88% Positivo	Neutral	Neutral
51	how to make french toast		84% Positivo		Positivo
52	how to make love	Joy 0.90	92% Positivo	Positivo	Positivo
53	how to make slime	Joy 0.64	11% Negativo	Negativo	Positivo
54	how many tablespoons in a cup		88% Positivo		Neutral

	Most Asked Questions On Google	Tone Analyzer	Text Analytics	ANEW	NRC
55	what time is the superbowl		79% Positivo	Neutral	Neutral
56	how many oz in a cup		85% Positivo		Neutral
57	what time is sunset	Joy 0.74	79% Positivo	Positivo	Neutral
58	how to write a check		82% Positivo		Neutral
59	how to tie a bowtie		75% Positivo		Neutral
60	when is daylight saving time		50% Neutral	Positivo	Positivo
61	how many days in a year		76% Positivo		Neutral
62	what does hmu mean		12% Negativo		Neutral
63	how many days until christmas	Joy 0.60	75% Positivo	Positivo	Positivo
64	how to make money online		80% Positivo	Positivo	Positivo
65	what time is it in australia		76% Positivo	Neutral	Neutral
66	when is memorial day		77% Positivo		Neutral
67	when is labor day		77% Positivo		Neutral
68	what is the temp		50% Neutral		
69	what is the temperature		50% Neutral		Neutral
70	what time is it in hawaii		76% Positivo	Neutral	Neutral
71	how to solve a rubix cube	Joy 0.52	83% Positivo		Positivo
72	how many countries in the world		83% Positivo	Positivo	Neutral
73	who sings this song	Joy 0.76	94% Positivo	Positivo	Positivo
74	how many teaspoons in a tablespoon		82% Positivo		Neutral
75	how long to boil eggs	Anger 0.60	28% Negativo	Neutral	Negativo
76	how many centimeters in an inch		81% Positivo		Neutral
77	why is the sky blue	Joy 0.53	16% Negativo	Positivo	Positivo
78	how to write a cover letter		79% Positivo	Positivo	Neutral
79	how many ounces in a liter		82% Positivo		Neutral
80	how much house can i afford		78% Positivo	Positivo	Neutral
81	what is the time		75% Positivo	Neutral	Neutral
82	how to gain weight		26% Negativo		Positivo
83	how to take a screenshot		80% Positivo		Positivo

	Most Asked Questions On Google	Tone Analyzer	Text Analytics	ANEW	NRC
84	how to hack facebook account		22% Negativo		Negativo
85	how to delete facebook account		21% Negativo		Neutral
86	how many mb in a gb		82% Positivo		
87	how tall is kevin hart		79% Positivo		Positivo
88	how to start a business		82% Positivo		Positivo
89	how to save money		75% Positivo	Positivo	Positivo
90	how old is justin bieber		78% Positivo		Neutral
91	how many people are in the world		84% Positivo	Positivo	Neutral
92	how to last longer in bed		23% Negativo	Positivo	Neutral
93	how to make money fast		78% Positivo	Positivo	Positivo
94	how to draw a dog	Joy 0.54	83% Positivo	Positivo	Positivo
95	how to get rid of acne		75% Positivo		Negativo
96	how many oz in a gallon		78% Positivo		Neutral
97	how to get rid of blackheads		27% Negativo		Negativo
98	how to cook quinoa	Joy 0.51	50% Neutral	Positivo	Positivo
99	what is the meaning of life	Joy 0.53	79% Positivo	Positivo	Positivo
100	how many calories in a banana		81% Positivo		Neutral
101	how many kilometers in a mile		82% Positivo		Neutral
102	how to draw anime		81% Positivo		Positivo
103	how to make scrambled eggs	Joy 0.58	80% Positivo	Neutral	Positivo
104	what does tbh mean		14% Negativo		Neutral
105	what is this song		90% Positivo	Positivo	Positivo
106	what does my name mean		24% Negativo	Neutral	Neutral
107	how to get rid of pimples		27% Negativo		Negativo
108	how to cook spaghetti squash		50% Neutral	Positivo	Positivo
109	how to make an omelet	Joy 0.64	88% Positivo		Positivo
110	how to change wifi password	Sadness 0.52	26% Negativo		Neutral
111	how to cook asparagus	Joy 0.51	50% Neutral	Positivo	Positivo
112	how many cups in a pint		86% Positivo		Positivo
113	how many square feet in an acre		50% Neutral	Neutral	Neutral

	Most Asked Questions On Google	Tone Analyzer	Text Analytics	ANEW	NRC
114	how to change gmail password		26% Negativo		Neutral
115	how to eat pussy		11% Negativo	Positivo	Negativo
116	what is a verb		76% Positivo		Neutral
117	do you want to build a snowman		72% Positivo		Positivo
118	how to cook rice	Joy 0.54	50% Neutral	Positivo	Positivo
119	how to get rid of fruit flies		71% Positivo		Negativo
120	how to calculate percentage		76% Positivo		Neutral
121	how to hard boil eggs	Anger 0.58	25% Negativo	Neutral	Negativo
122	how many steps in a mile		78% Positivo		Neutral
123	how to delete instagram		15% Negativo		Negativo
124	how to make cake	Joy 0.51	84% Positivo	Positivo	Positivo
125	how many ounces in a pint		82% Positivo		Positivo
126	how to hack wifi passwords	Sadness 0.75	18% Negativo		Negativo
127	how old are you		79% Positivo		Neutral
128	how to start a blog	Joy 0.69	87% Positivo		Positivo
129	how many ounces are in a gallon		78% Positivo		Neutral
130	how to backup iphone		78% Positivo		Neutral
131	how to create a website	Joy 0.53	92% Positivo		Positivo
132	how old is dolly parton		78% Positivo		Neutral
133	how to tie a noose		75% Positivo	Negativo	Positivo
134	what does it mean		25% Negativo		Neutral
135	what to do when your bored	Sadness 0.73	5% Negativo	Negativo	Negativo
136	how to play poker		78% Positivo		Positivo
137	how to be happy	Joy 1.00	95% Positivo	Positivo	Positivo
138	how to get rid of fleas		27% Negativo		Negativo
139	how much should i weigh		26% Negativo		Negativo
140	how to make a baby	Joy 0.71	88% Positivo	Positivo	Positivo
141	when does the time change		83% Positivo	Neutral	Neutral
142	what on tv tonight	Sadness 0.52	69% Positivo		Neutral
143	how many oz in a pound		50% Neutral		Neutral

	Most Asked Questions On Google	Tone Analyzer	Text Analytics	ANEW	NRC
144	how to write a resume		79% Positivo		Neutral
145	how to win friends and influence people	Joy 0.68	85% Positivo	Positivo	Positivo
146	what time is it in japan		76% Positivo	Neutral	Positivo
147	how to get rid of stretch marks		72% Positivo		Neutral
148	how to cook a turkey		77% Positivo	Positivo	Positivo
149	how to make buttermilk	Joy 0.64	84% Positivo		Positivo
150	how to grow hair fast	Joy 0.67	75% Positivo		Positivo
151	how many meters in a mile		82% Positivo		Neutral
152	how to block a number		19% Negativo		Negativo
153	when is the next full moon		86% Positivo		Neutral
154	how to kiss a girl	Joy 0.65	77% Positivo	Positivo	Positivo
155	who should i start		75% Positivo		Positivo
156	what day is it		71% Positivo		Positivo
157	how to play powerball		79% Positivo		Positivo
158	how to make ice cream	Joy 0.57	84% Positivo		Positivo
159	how to lower blood pressure	Fear 0.86	77% Positivo	Negativo	Negativo
160	how to poach an egg	Joy 0.54	78% Positivo	Neutral	Positivo
161	what to expect when you re expecting		25% Negativo		Neutral
162	how to calculate bmi		77% Positivo		Neutral
163	how to do sex	Joy 0.88	79% Positivo	Positivo	Positivo
164	how to download music		87% Positivo	Positivo	Positivo
165	how to make fried rice	Joy 0.52	84% Positivo		Positivo
166	how to make mashed potatoes		80% Positivo		Positivo
167	how to download movie		87% Positivo	Positivo	Positivo
168	how to roll a joint		74% Positivo		Neutral
169	how to give a blow job		19% Negativo		Positivo
170	how to get rid of hiccups		15% Negativo		Negativo
171	how many feet in a yard		78% Positivo		Neutral
172	how many weeks are in a year		26% Negativo		Neutral

	Most Asked Questions On Google	Tone Analyzer	Text Analytics	ANEW	NRC
173	how to reset iphone		77% Positivo		Neutral
174	how to jump a car		84% Positivo	Positivo	Neutral
175	when is valentines day		77% Positivo		Positivo
176	what does otp mean		18% Negativo		Neutral
177	how to pick a lock		77% Positivo		Negativo
178	how does uber work		12% Negativo		Positivo
179	how to kill yourself	Fear 0.93	2% Negativo		Negativo
180	how to fall asleep fast	Fear 0.62	10% Negativo		Negativo
181	how many calories in an egg		81% Positivo	Neutral	Negativo
182	how much water should you drink a day		26% Negativo	Positivo	Positivo
183	can you get pregnant on your period		50% Neutral		Positivo
184	how to cake it		84% Positivo	Positivo	Positivo
185	how long does weed stay in your system		15% Negativo		Neutral
186	how to get rid of ants		23% Negativo		Negativo
187	what time is it in germany		76% Positivo	Neutral	Neutral
188	how old is the earth		79% Positivo	Positivo	Neutral
189	how to make a paper airplane	Joy 0.51	74% Positivo	Neutral	Positivo
190	what to do when bored	Sadness 0.73	2% Negativo	Negativo	Negativo
191	how did bruce lee die	Sadness 0.78	9% Negativo		Negativo
192	how to make a resume		82% Positivo		Positivo
193	what to watch on netflix		50% Neutral	Neutral	Neutral
194	what happens when you die	Sadness 0.85	2% Negativo		Negativo
195	how much is my car worth	Joy 0.51	100% Positivo	Positivo	Positivo
196	what time is it in florida		76% Positivo	Neutral	Neutral
197	what is global warming		30% Negativo		Neutral
198	how to tell if a girl likes you		96% Positivo	Positivo	Positivo
199	what is a prime number		93% Positivo		Positivo
200	how to get pregnant faster		90% Positivo		Positivo

Fuente: elaboración propia.

Si analizamos la comparación de resultados propuestos por las diferentes herramientas, comprobamos que ambos modelos coinciden en el 52,5% de los casos (105 resultados). Esto significa que en 84 ocasiones al menos una herramienta de cada modelo (dimensional y categórico) han mostrado el mismo resultado en el análisis de la consulta. Además, gracias a la aplicación de diferentes herramientas y modelos, hemos podido obtener información de las 200 consultas de búsqueda. Si bien la clasificación en emociones determinadas es mucho más compleja debido a la escasez de texto, al menos la clasificación en polaridades (positivo-negativo) ha sido posible en la totalidad de los casos.

Para trabajar en esta hipótesis, ha sido necesario utilizar diferentes análisis lingüísticos y herramientas que aplican tanto el modelo categórico como dimensional. Con el modelo categórico pretendemos conocer si las consultas de búsqueda, gracias a las palabras que contienen, pueden ser clasificadas como positivas o negativas o en diferentes emociones. Con el modelo dimensional analizamos las tres dimensiones de cada palabra para catalogarlas como agradables o desagradables, calmadas o excitadas y controladas o descontroladas. Tras ejecutar estos análisis, los resultados muestran que las consultas de búsqueda pueden ser clasificadas gracias al análisis de sentimiento, extrayendo información no solo sobre la polaridad positivo-negativo, sino también sobre emociones específicas.

Hipótesis 1: Las consultas de búsqueda en texto pueden clasificarse emocionalmente a pesar de la escasez de palabras. **VERIFICADA.**

Ahora sabemos que las consultas de búsqueda tienen carga afectiva implícita en las palabras que contienen y que por tanto, pueden ser positivas, negativas o neutrales y a su vez, expresar ciertas emociones del usuario. Teniendo en cuenta la verificación de la primera hipótesis, el segundo paso es saber si los resultados que el usuario encuentra como respuesta son también emocionales. Basándonos en las herramientas de detección y análisis de contenido emocional en texto, el siguiente paso es analizar la segunda variable: el contenido de los resultados de búsqueda. Hasta ahora, a través del SEO, hemos conocido la importancia del uso de las palabras clave para conseguir un buen posicionamiento. Con el presente estudio, pretendemos demostrar que las palabras clave además de su propio significado, poseen una connotación afectiva que podría emplearse en el posicionamiento orgánico.

Al crear contenido para SEO, seguimos unas pautas básicas como son el empleo de palabras clave en el titular, en el cuerpo del texto, en las etiquetas HTML, etc. Esas palabras clave, como ya hemos demostrado con los estudios anteriores, poseen una carga emocional. Según el léxico *The NRC Valence, Arousal, and Dominance (VAD) Lexicon*, existe una lista de más de 20.000 palabras en inglés (con traducciones a diferentes idiomas) que poseen carga afectiva y 450 palabras en el caso del manual afectivo *ANEW*. Basándonos en estos datos y en la hipótesis previa, consideramos que todos los resultados de búsqueda tienen carga emocional y planteamos las siguientes hipótesis:

Hipótesis 2: Las meta tags de los contenidos ofrecidos como resultados de búsqueda, factor primordial en el posicionamiento SEO, poseen carga afectiva y pueden clasificarse emocionalmente.

Para trabajar en la verificación o refutación de la hipótesis 2, realizaremos el análisis de sentimiento a nivel de oración y documento empleando diferentes herramientas y modelos. Para ello, seleccionamos los 10 términos de búsqueda y 5 consultas Long Tail que han sido tendencia en Estados Unidos durante el año 2016 según datos de Google Trends. Introducimos los términos en el buscador y extraemos los resultados que aparecen en la primera página de Google durante los días 20 y 21 de julio de 2017 para cada uno de ellos. (Ver ANEXO I). El número de resultados para cada término de búsqueda varía según los datos mostrados por Google y la inclusión o no de enlaces a páginas como Youtube, Spotify y redes sociales.

Para el primer análisis, extraemos la información de la etiqueta HTML <title> de todos los resultados de búsqueda obtenidos y los analizamos utilizando diferentes herramientas. En la Tabla 7, de izquierda a derecha, tenemos 1) el término de búsqueda a partir del cual hemos obtenidos los diferentes resultados; 2) nuestro objeto de análisis que es el texto de la etiqueta <title>; 3) la clasificación positivo-negativo para ese texto a través de Text Analytics; 4) la clasificación emocional para cada etiqueta <title> según Tone Analyzer y 5) las palabras del texto representadas en *The NRC Valence, Arousal, and Dominance Lexicon*.

- Text Analytics: muestra la polaridad del contenido insertado: 0% - 100% siendo 0% muy negativo y 100% muy positivo.
- Tone Analyzer: muestra el tipo y grado de emoción: Not likely present < 0.5, Likely present 0.5- 0.75 y Very likely present > 0.75 (Los datos por debajo de 0.5 no son representativos).
- *The NRC Valence, Arousal, and Dominance Lexicon*: muestra la carga afectiva de diferentes palabras basándose en el grado de valencia, excitación y dominancia. Sus puntuaciones se mueven en el intervalo de 0 a 1 siendo 0 muy negativo y 1 muy positivo. En la tabla los resultados se representarán de la siguiente forma: *Valence* (V=x), *Arousal* (A=x) y *Dominance* (D=x).

Tabla 7

Análisis emocional de la etiqueta <title> utilizando las herramientas Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon.

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
Powerball				
	Powerball - Home	71% - Positivo	No data	home (V=0.854, A=0.270, D=0.545)
	Powerball	76% - Positivo	No data	No data
	Powerball reveals \$447.8 million winner in California - Jul. 20, 2017	50% - Neutro	No data	reveal (V=0.493, A=0.637, D=0.526) million (V=0.776, A=0.647, D=0.812) winner (V=0.960, A=0.810, D=0.886)
	Powerball - Wikipedia	71% - Positivo	No data	No data
	The Delaware Lottery POWERBALL	70% - Positivo	No data	lottery (V=0.771, A=0.731, D=0.491)
	10 Things To Do When You Win The Lottery	85% - Positivo	0.70 Joy	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) win (V=0.927, A=0.694, D=0.888) lottery (V =0.771, A=0.731, D=0.491)
	What If You Bought All 292 Million of the Possible Powerball	50% - Neutro	No data	million (V=0.776, A=0.647, D=0.812)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	Combinations? - The Atlantic			possible (V=0.688, A=0.316, D=0.548) combination (V=0.708, A=0.480, D=0.726)
	Everyone Is Freaking Out About The \$1.5 Billion Powerball, And The Stats Agree FiveThirtyEight	50% - Neutro	No data	billion (V=0.719, A=0.564, D=0.782) agree (V=0.906, A=0.260, D=0.545)
Prince				
	Prince (musician) - Wikipedia	50% - Neutro	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) musician (V=0.816, A=0.509, D=0.618)
	Prince Rolling Stone	50% - Neutro	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870)
	Prince (@prince) Twitter	50% - Neutro	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870)
	A Final Visit With Prince: Rolling Stone's Lost Cover Story - Rolling Stone	50% - Neutro	0.55 Sadness	final (V=0.276, A=0.575, D=0.508) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445) prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) lost (V=0.199, A=0.663, D=0.148), Negative, Sadness cover (V=0.365, A=0.240, D=0.471) story (V=0.653, A=0.406, D=0.704)
	Prince's Closest Friends Share Their Best Prince Stories GQ	50% - Neutro	0.77 Joy	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) friends (V=0.929, A=0.510, D=0.625) share (V=0.759, A=0.548, D=0.545)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
				story (V=0.653, A=0.406, D=0.704)
	Prince, an Artist Who Defied Genre, Is Dead at 57 - The New York Times	7% - Negativo	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) artist (V=0.802, A=0.442, D=0.732) genre (V=0.520, A=0.433, D=0.500) dead (V=0.052, A=0.454, D=0.194)
	Prince Music The Guardian	50% - Neutro	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) music (V=0.833, A=0.563, D=0.605)
	Prince Discography at Discogs	50% - Neutro	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870)
	Spotify Web Player - Prince	50% - Neutro	No data	web (V=0.583, A=0.411, D=0.519) player (V=0.557, A=0.688, D=0.644) prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870)
	Prince - YouTube	50% - Neutro	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870)
Hurricane Matthew				
	Hurricane Matthew - Wikipedia	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787)
	Hurricane Matthew Recap: Destruction From the Caribbean to the United States	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) destruction (V=0.102, A=0.929, D=0.613)
	Post-tropical Cyclone Matthew Tracker - weather.com" "The Weather Channel	50% - Neutro	No data	tropical (V=0.740, A=0.461, D=0.509) cyclone (V=0.416, A=0.796, D=0.673) weather (V=0.755,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
				A=0.404, D=0.567) channel (V=0.490, A=0.287, D=0.405)
	Hurricane Matthew lashes Charleston as weakened Cat 1 storm	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) lash (V=0.235, A=0.794, D=0.609) weakened (V=0.373, A=0.304, D=0.092) storm (V=0.188, A=0.940, D=0.543)
	Hurricane Matthew Avoids Direct Hit on Florida, Continues North - The New York Times	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) avoid (V=0.427, A=0.442, D=0.415) direct (V=0.793, A=0.403, D=0.650) hit (V=0.235, A=0.931, D=0.679) continue (V=0.630, A=0.427, D=0.612) north (V=0.531, A=0.255, D=0.450)
	Hurricane Matthew: An Ominous Glimpse Of The Future HuffPost	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) ominous (V=0.255, A=0.730, D=0.510) glimpse (V=0.646, A=0.480, D=0.455) future (V=0.888, A=0.644, D=0.786)
	Post-Tropical Cyclone Matthew Weather Underground	50% - Neutro	No data	tropical (V=0.740, A=0.461, D=0.509) cyclone (V=0.416, A=0.796, D=0.673) weather (V=0.755, A=0.404, D=0.567)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
				underground (V=0.396, A=0.455, D=0.452)
	Post-Tropical Cyclone Matthew Weather Underground	50% - Neutro	No data	tropical (V=0.740, A=0.461, D=0.509) cyclone (V=0.416, A=0.796, D=0.673) weather (V=0.755, A=0.404, D=0.567) underground (V=0.396, A=0.455, D=0.452)
	North Carolina - Hurricane Matthew - Pictures - CBS News	50% - Neutro	No data	north (V=0.531, A=0.255, D=0.450) hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) pictures (V=0.653, A=0.240, D=0.405) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610)
	Hurricane Matthew - National Hurricane Center	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) national (V=0.698, A=0.365, D=0.663) center (V=0.643, A=0.231, D=0.431)
Pokémon Go				
	Homepage Pokémon Go	19% - Negativo	No data	No data
	Pokémon GO - Android Apps on Google Play	50% - Neutro	No data	play (V=0.812, A=0.765, D=0.358)
	Pokémon GO on the App Store	50% - Neutro	No data	store (V=0.646, A=0.538, D=0.407)
	Pokémon GO - Inicio	59% - Neutro	No data	No data
	Pokémon GO	19% - Negativo	No data	No data
	Pokémon GO	19% - Negativo	No data	No data
	Pokémon GO (@PokemonGoApp)	76% - Positivo	No data	No data

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	Twitter			
	Pokémon GO - YouTube	76% - Positivo	No data	No data
	Ten Things I Wish I Knew When I Started 'Pokémon GO'	16%- Negativo	No data	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) win (V=0.927, A=0.694, D=0.888)
	What Is Pokemon Go? - The Atlantic	21%- Negativo	No data	No data
	Pokémon Go review: not a good game... but a great experience Technology The Guardian	95% - Positivo	No data	review (V=0.667, A=0.408, D=0.636) good (V=0.938, A=0.368, D=0.534) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) great (V=0.958, A=0.665, D=0.810) experience (V=0.827, A=0.618, D=0.905) technology (V=0.776, A=0.490, D=0.825)
Slither.io				
	Slither.io	26% - Negativo	No data	No data
	Slither.io - Play on Crazy Games	50% - Neutro	No data	play (V=0.812, A=0.765, D=0.358) crazy (V=0.156, A=0.843, D=0.321) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493)
	slither.io - Aplicaciones de Android en Google Play	52% - Neutro	No data	play (V=0.812, A=0.765, D=0.358)
	SLITHER.IO Online - Play Slither.io for Free at Poki.com!	89% - Positivo	No data	play (V=0.812, A=0.765, D=0.358) free (V=0.896, A=0.500, D=0.544)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	Play Slither.io	96% - Positivo	No data	play (V=0.812, A=0.765, D=0.358)
	slither.io on the App Store	50% - Neutro	No data	store (V=0.646, A=0.538, D=0.407)
	slither.io Kizi - Online Games - Life Is Fun!	96% - Positivo	0.85 Joy	game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) life (V=0.918, A=0.615, D=0.824) fun (V=0.918, A=0.843, D=0.667)
	Slither.io Immortal Snake HACK? Trolling Longest Snake In Slitherio! - YouTube	18% - Negativo	No data	immortal (V=0.812, A=0.750, D=0.795) snake (V=0.276, A=0.750, D=0.549) hack (V=0.135, A=0.717, D=0.534)
	Slither.io In Real Life - YouTube	50% - Neutro	No data	real (V=0.719, A=0.510, D=0.717) life (V=0.918, A=0.615, D=0.824)
	slither.io - Inicio	50% - Neutro	No data	No Data
Olympics				
	Olympics Olympic Games, Medals, Results, News IOC	50% - Neutro	No data	game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) medal (V=0.854, A=0.555, D=0.746) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610)
	Olympics (@Olympics) Twitter	74% - Positivo	No data	No data
	Olympic Games - Wikipedia	50% - Neutro	No data	game (V=0.735, A=0.788, D=0.493)
	2018 PyeongChang Olympic Games NBC Olympics	50% - Neutro	No data	game (V=0.735, A=0.788, D=0.493)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	Hosting The Olympics Is A Terrible Investment FiveThirtyEight	50% - Neutro	No data	terrible (V=0.061, A=6.27, D=0.604) investment (V=0.720, A=0.592, D=0.745)
	Why Are Jim Thorpe's Olympic Records Still Not Recognized? History Smithsonian	50% - Neutro	No data	recognized (V=0.875, A=0.458, D=0.786) history (V=0.729, A=0.382, D=0.754)
	Does Hosting the Olympics Actually Pay Off? - The New York Times	21% - Negativo	0.53 Joy	payoff (V=0.740, A=0.644, D=0.673)
	Olympic- YouTube	75% - Positivo	No data	No data
	Special Olympics	50% - Neutro	No data	No data
	Olympics Deadline	74% - Neutro	No data	deadline (V=0.214, A=0.615, D=0.460)
David Bowie				
	David Bowie - A New Career In A New Town [1977 - 1982]	50% - Neutro	0.72 Joy	new (V=0.917, A=0.490, D=0.582) career (V=0.740, A=0.712, D=0.606) town (V=0.551, A=0.299, D=0.627)
	David Bowie - Wikipedia	50% - Neutro	No data	No data
	David Bowie Official (@DavidBowieReal) Twitter	50% - Neutro	No data	No data
	David Bowie discography - Wikipedia	50% - Neutro	No data	No data
	Iman (model) - Wikipedia	50% - Neutro	No data	model (V=0.607, A=0.388, D=0.723)
	David Bowie - IMDb	72% - Positivo	No data	No data
	I Lost My Virginity to David Bowie - Thrillist	2% - Negativo	0.73 Sadness	lost (V=0.199, A=0.663, D=0.148) virginity (V=0.691, A=0.676, D=0.576)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	David Bowie Dies at 69; Star Transcended Music, Art and Fashion - The New York Times	13% - Negativo	0.63 Joy	die (V=0.031, A=0.765, D=0.259) star (V=0.833, A=0.418, D=0.560) music (V=0.833, A=0.563, D=0.605) art (V=0.812, A=0.360, D=0.603) fashion (V=0.827, A=0.616, D=0.589)
	David Bowie Rolling Stone	50% - Neutro	No data	No data
	David Bowie - YouTube	50% - Neutro	No data	No data
Trump				
	Trump - Búsqueda de Twitter	55% - Neutro	No data	No data
	Trump: House intel top Democrat Adam Schiff is 'sleazy' - CNNPolitics	95% - Positivo	No data	house (V=0.587, A=0.135, D=0.533) democrat (V=0.582, A=0.400, D=0.755) sleazy (V=0.292, A=0.674, D=0.370)
	In Taking Aim at His Attorney General, Trump Tests Sessions's Views - The New York Times	50% - Neutro	No data	aim (V=0.481, A=0.569, D=0.567) attorney (V=0.600, A=0.594, D=0.754) general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) sessions (V=0.646, A=0.578, D=0.650)
	Home Donald J Trump	80% - Positivo	No data	home (V=0.854, A=0.270, D=0.545)
	Donald Trump - Wikipedia	50% - Neutro	No data	No data
	Jared Kushner just threw Donald Trump Jr. under the bus. Bigly. - The	50% - Neutro	No data	bus (V=0.407, A=0.411, D=0.400)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	Washington Post			
	Donald John Trump TheHill	50% - Neutro	No data	No data
	Donald Trump - CNBC	72% - Positivo	0.19 Sadness	No data
	Inside the Trump Marriage: Melania's Burden Vanity Fair	50% - Neutro	0.57 Sadness	inside (V=0.612, A=0.404, D=0.472) marriage (V=0.844, A=0.684, D=0.750) burden (V=0.367, A=0.583, D=0.697)
	Donald Trump: TIME Person of the Year 2016	50% - Neutro	No data	time (V=0.604, A=0.288, D=0.609) person (V=0.646, A=0.363, D=0.596) year (V=0.542, A=0.284, D=0.415)
Election				
	Election (1999) - IMDb	28% - Negativo	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
	Election - Wikipedia	76% - Positivo	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
	News about #elections on Twitter	50% - Neutro	0.60 Sadness	news (V=0.633, A=0.580, D=0.610) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
	U.S. judge allows Trump election commission to seek voting data Reuters	50% - Neutro	No data	judge (V=0.510, A=0.604, D=0.857) allow (V=0.698, A=0.429, D=0.538) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) commission (V=0.677, A=0.480, D=0.571) seek (V=0.622, A=0.429, D=0.482) voting (V=0.615, A=0.602,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
				D=0.768) data (V=0.500, A=0.250, D=0.426)
	Election Definition of Election by Merriam-Webster	50% - Neutro	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) definition (V=0.573, A=0.375, D=0.579)
	Results of the 2017 General Election - BBC News	50% - Neutro	0.56 Sadness	results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610)
	Dallas County, TX Elections	50% - Neutro	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) county (V=0.479, A=0.368, D=0.545)
	Elections - LWV of Cupertino-Sunnyvale	50% - Neutro	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
	Inside Hillary Clinton's Surreal Post-Election Life	50% - Neutro	No data	inside (V=0.612, A=0.404, D=0.472) surreal (V=0.550, A=0.529, D=0.670) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) life (V=0.918, A=0.615, D=0.824)
	How to Hack an Election	22% - Negativo	No data	hack (V=0.135, A=0.717, D=0.534) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
Hillary Clinton				
	Hillary Clinton 2016 Hillary for America	50% - Neutro	No data	No data

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	Hillary Clinton (@HillaryClinton) Twitter	50% - Neutro	No data	No data
	Hillary Clinton - Wikipedia	50% - Neutro	No data	No data
	Chuck Schumer just threw Hillary Clinton under the bus - CNNPolitics	50% - Neutro	No data	bus (V=0.407, A=0.411, D=0.400)
	Donald Trump's Hillary Clinton Whataboutism - The Atlantic	50% - Neutro	No data	No data
	Hillary Clinton - Inicio	52% - Neutro	No data	No data
	Chuck Schumer's shot at Hillary Clinton? - The Washington Post	50% - Neutro	No data	shot (V=0.144, A=0.750, D=0.569)
	The people who hate Hillary Clinton the most.	7% - Negativo	0.53 Sadness	people (V=0.604, A=0.400, D=0.500) hate (V=0.031, A=0.802, D=0.430)
	Hillary Clinton: TIME Person of the Year 2016 Runner Up	50% - Neutro	No data	time (V=0.604, A=0.288, D=0.609) person (V=0.646, A=0.363, D=0.596) year (V=0.542, A=0.284, D=0.415) runner (V=0.459, A=0.747, D=0.632)
	Hillary Clinton Fast Facts - CNN	50% - Neutro	No data	facts (V=0.688, A=0.471, D=0.693)
How to move to Canada?				
	How to move to Canada and become a Canadian citizen - Business Insider	50% - Neutro	No data	move (V=0.656, A=0.647, D=0.670) become (V=0.641, A=0.583, D=0.643) citizen (V=0.631, A=0.250, D=0.586)
	How to Move to	50% - Neutro	No data	move (V=0.656, A=0.647,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	Canada: 11 Steps (with Pictures) - wikiHow			D=0.670) steps (V=0.511, A=0.349, D=0.373) pictures (V=0.653, A=0.240, D=0.405)
	Moving to Canada from the US Canadian Immigration	50% - Neutro	No data	moving (V=0.479, A=0.673, D=0.358) immigration (V=0.390, A=0.667, D=0.454)
	Immigrate to Canada	50% - Neutro	No data	No data
	This is what you need to do to move to Canada	29% - Negativo	No data	need (V=0.510, A=0.574, D=0.200) move (V=0.656, A=0.647, D=0.670)
	6 reasons to think twice before moving to Canada - MarketWatch	50% - Neutro	No data	reasons (V=0.583, A=0.460, D=0.571) think (V=0.786, A=0.408, D=0.618) moving (V=0.479, A=0.673, D=0.358)
	How to Move from the U.S. to Canada USA Today	50% - Neutro	No data	move (V=0.656, A=0.647, D=0.670)
	How to move to Canada	72% - Positivo	No data	move (V=0.656, A=0.647, D=0.670)
	How To Move To Canada As A Skilled Worker	50% - Neutro	No data	move (V=0.656, A=0.647, D=0.670) skilled (V=0.886, A=0.614, D=0.929) worker (V=0.719, A=0.598, D=0.684)
	Americans, it's actually quite hard to move to Canada - The Washington Post	28% - Negativo	No data	hard (V=0.302, A=0.708, D=0.616) move (V=0.656, A=0.647, D=0.670)
What to do in San Francisco?				

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	The Top 10 Things to Do in San Francisco 2017 - Must See Attractions in San Francisco, CA TripAdvisor	50% - Neutro	No data	top (V=0.760, A=0.400, D=0.554) things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) must (V=0.408, A=0.382, D=0.441) see (V=0.635, A=0.269, D=0.312)
	Things to Do in San Francisco Before You Die: A SF Must-Do Bucket List - Thrillist	15% - Negativo	No data	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) die (V=0.031, A=0.765, D=0.259) must (V=0.408, A=0.382, D=0.441) bucket (V=0.408, A=0.167, D=0.336) list (V=0.528, A=0.260, D=0.402)
	The 16 Best Things to Do When You Visit San Francisco	76% - Positivo	0.69 Joy	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445)
	The 30 Best Things to Do in San Francisco	50% - Neutro	0.71 Joy	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368)
	Free Things to do Today in San Francisco Funcheap	92% - Positivo	No data	free (V=0.896, A=0.500, D=0.544) things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) today (V=0.806, A=0.306, D=0.362)
	Things to do in and around San Francisco Time Out San Francisco	50% - Neutro	No data	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) time (V=0.604, A=0.288, D=0.609)
	Best things to do in San Francisco for locals and tourists	87% - Positivo	0.69 Joy	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) local (V=0.656, A=0.269,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
				D=0.452) tourist (V=0.745, A=0.480, D=0.430)
	21 Best Things To Do In The San Francisco Bay Area, As Explained By Locals HuffPost	50% - Neutro	0.62 Joy	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) local (V=0.656, A=0.269, D=0.452)
	DoTheBay What to do in The Bay Area	50% - Neutro	No data	No data
	San Francisco Travel	50% - Neutro	No data	travel (V=0.931, A=0.689, D= 0.535)
Where is the Grand Canyon?				
	Where Is Grand Canyon Located – Your Grand Canyon Map	50% - Neutro	0.59 Joy	map (V=0.561, A=0.229, D=0.463)
	Plan Your Visit - Grand Canyon National Park (U.S. National Park Service)	50% - Neutro	0.56 Joy	plan (V=0.646, A=0.540, D=0.733) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445) national (V=0.698, A=0.365, D=0.663) park (V=0.816, A=0.343, D=0.414) service (V=0.684, A=0.408, D=0.535)
	Directions and Transportation - Grand Canyon National Park (U.S. National Park Service)	50% - Neutro	0.64 Joy	direction (V=0.719, A=0.330, D=0.684) transportation (V=0.667, A=0.560, D=0.472) national (V=0.698, A=0.365, D=0.663) park (V=0.816, A=0.343, D=0.414) service (V=0.684, A=0.408, D=0.535)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	The 9 Best Things to Do When You Visit Grand Canyon	76% - Positivo	0.87 Joy	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445)
	Grand Canyon - Wikipedia	50% - Neutro	0.60 Joy	No data
	Plan Your Grand Canyon Vacation Hotels, Tours and Lodging National Park Vacation Guide — http://www.grandcanyon.net/	50% - Neutro	0.75 Joy	plan (V=0.646, A=0.540, D=0.733) vacation (V=0.840, A=0.490, D=0.598) hotel (V=0.740, A=0.370, D=0.407) tour (V=0.663, A=0.545, D=0.543) lodging (V=0.713, A=0.286, D=0.527) park (V=0.816, A=0.343, D=0.414) guide (V=0.688, A=0.315, D=0.620)
	Maps & Location, Grand Canyon Grand Canyon Railway & Hotel, Arizona	50% - Neutro	0.68 Joy	map (V=0.561, A=0.229, D=0.463) location (V=0.615, A=0.375, D=0.546) railway (V=0.613, A=0.615, D=0.623) hotel (V=0.740, A=0.370, D=0.407)
	Places in the Grand Canyon - My Grand Canyon Park	50% - Neutro	0.74 Joy	place (V=0.573, A=0.261, D=0.398) park (V=0.816, A=0.343, D=0.414)
	Grand Canyon Visit Arizona	50% - Neutro	0.60 Joy	visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445)
	The Grand Canyon: how to get the most from a short trip	83% - Positivo	0.53 Joy	get (V=0.740, A=0.594, D=0.667) short (V=0.184, A=0.264,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
				D=0.237) trip (V=0.875, A=0.643, D=0.538)
What is the mannequin challenge?				
	What is the Mannequin Challenge? The best videos so far	89% - Positivo	0.82 Joy	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) video (V=0.646, A=0.577, D=0.427)
	Mannequin Challenge - Wikipedia	50% - Neutro	No data	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713)
	Top 15 Best Mannequin Challenge Compilation (#MannequinChallenge) - YouTube	99% - Positivo	0.72 Joy	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) compilation (V=0.530, A=0.512, D=0.606)
	What Is The Mannequin Challenge Song? This One Is A Real "Crowd Pleaser"	50% - Neutro	0.62 Joy	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) song (V=0.854, A=0.413, D=0.500) real (V=0.719, A=0.510, D=0.717) crowd (V=0.350, A=0.827, D=0.731)
	What is the Mannequin Challenge? How did it start? Who has done it?	70% - Positivo	No data	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) start (V=0.684, A=0.430, D=0.589)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	What is the mannequin challenge? Everything you need to know Metro News	50% - Neutro	No data	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) need (V=0.510, A=0.574, D=0.200) know (V=0.765, A=0.361, D=0.704) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610)
	Finding Meaning in the Mannequin Challenge That Has Made Rae Sremmurd's "Black Beatles" the #1 Song in America - The Atlantic	No data	0.65 Joy	finding (V=0.796, A=0.469, D=0.664) meaning (V=0.663, A=0.395, D=0.625) mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) song (V=0.854, A=0.413, D=0.500)
	Best "Mannequin Challenge" Videos, Beyoncé, Michelle Obama Time.com	99% - Positivo	0.74 Joy	video (V=0.646, A=0.577, D=0.427)
	Where Did The Mannequin Challenge Come From? A Look Into The Meme Sweeping The Nation	50% - Neutro	No data	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) come (V=0.529, A=0.269, D=0.558) look (V=0.719, A=0.429, D=0.615) sweeping (V=0.344, A=0.431, D=0.355) nation (V=0.594, A=0.443, D=0.821)
	What Is the Mannequin Challenge? Teens	14% - Negativo	No data	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	Freezing in Place			challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) teens (V=0.653, A=0.660, D=0.440) freezing (V=0.327, A=0.367, D=0.471) place (V=0.573, A=0.261, D=0.398)
Who won the election?				
	Who Won the Montana Special Election? Watch Live Results Here	50% - Neutro	0.76 Joy	special (V=0.844, A=0.602, D=0.730) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) watch (V=0.531, A=0.346, D=0.423) live (V=0.880, A=0.673, D=0.676) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652)
	Who won the 2017 general election? Full results and map with every constituency as Tories endure shocking night - Mirror Online	50% - Neutro	No data	general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) full (V=0.602, A=0.255, D=0.704) map (V=0.561, A=0.229, D=0.463) constituency (V=0.500, A=0.480, D=0.696) endure (V=0.320, A=0.610, D=0.574) shocking (V=0.378, A=0.853, D=0.833) night (V=0.598, A=0.396, D=0.404) mirror (V=0.677, A=0.310,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
				D=0.438)
	What time will we know who won? Hour-by-hour election night guide Politics The Guardian	73% - Positivo	No data	time (V=0.604, A=0.288, D=0.609) know (V=0.765, A=0.361, D=0.704) hour (V=0.552, A=0.265, D=0.336) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) night (V=0.598, A=0.396, D=0.404) guide (V=0.688, A=0.315, D=0.620) politics (V=0.250, A=0.528, D=0.855)
	Election Results: Gianforte Wins U.S. House Seat in Montana – Election Results 2017 – The New York Times	50% - Neutro	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) win (V=0.927, A=0.694, D=0.888) house (V=0.587, A=0.135, D=0.533) seat (V=0.542, A=0.281, D=0.434)
	2016 City Council election City of Menlo Park - Official Website	50% - Neutro	No data	city (V=0.847, A=0.531, D=0.508) council (V=0.875, A=0.279, D=0.635) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) website (V=0.615, A=0.442, D=0.526)
	When do we find out who won the General Election? Politics	50% - Neutro	No data	find (V=0.774, A=0.555, D=0.580)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	News Express.co.uk			general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) politics (V=0.250, A=0.528, D=0.855) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610)
	Who won the election 2017, what did the exit poll say and how does the voting system work?	29% - Negativo	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) exit (V=0.370, A=0.353, D=0.399) poll (V=0.552, A=0.500, D=0.554) say (V=0.571, A=0.310, D=0.482) voting (V=0.615, A=0.602, D=0.768) system (V=0.615, A=0.346, D=0.764) work (V=0.719, A=0.596, D=0.750), Neutral
	Official Election Site of San Mateo County - Vote!	50% - Neutro	No data	official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) site (V=0.677, A=0.265, D=0.452) vote (V=0.582, A=0.500, D=0.649) county (V=0.479, A=0.368, D=0.545)
	Who really won Bush-Gore election? - CNNPolitics	81% - Positivo	0.52 Anger	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
	Why Donald Trump won — and how Hillary Clinton lost: 13 theories explain the stunning	80% - Positivo	No data	lost (V=0.199, A=0.663, D=0.148) election (V=0.625,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <title>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon
	election - Salon.com			A=0.519, D=0.651) explain (V=0.719, A=0.517, D=0.736), Positive theory (V=0.583, A=0.314, D=0.529), Neutral stunning (V=0.888, A=0.673, D=0.858)

Fuente: elaboración propia

RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE LA ETIQUETA <TITLE>

Text Analytics: la herramienta para establecer la polaridad positivo-negativo ha mostrado datos para 148 de los 149 *titles* analizados, estableciendo que: el 65,8% de los resultados de búsqueda analizados son Neutros (98 casos), el 20,8% son Positivos (31 casos), el 12,7% de los resultados son Negativos (19 casos) y 1 no muestra datos (0,7%).

Tone Analyzer: ha podido establecer una clasificación emocional en 34 de los casos. Según esta herramienta, de los 149 resultados, 34 *titles* (el 22,8%) han sido clasificados con datos emocionales representativos. Siguiendo este criterio, 26 *titles* fueron clasificados como Joy (17,4%), 7 como Sadness (4,7%) y 1 como Anger (0,7%) .

NRC Lexicon: si comparamos las palabras empleadas en los *titles* de los resultados de búsqueda con las tablas, encontramos que de los 149 *titles* analizados, 117 contienen palabras presentes en el léxico (el 78,5% de los casos). La mayoría de *titles* analizados contienen más de una palabra con carga afectiva, teniendo en cuenta que la valencia o *valence* (V=x) es mayor cuando la carga afectiva es positiva y menor cuando es negativa. Cuando en el análisis aparecen para el mismo *title* palabras con carga afectiva opuesta, se tiene en consideración también el grado de excitación de cada palabra o *arousal* (A=x) y el grado de dominancia o *dominance* (D=x). Si comparamos los resultados de las diferentes herramientas y con ello los diferentes modelos (categórico y dimensional), encontramos que la carga afectiva de las palabras encontradas en léxico coincide en 57 ocasiones con los

resultados de Text Analytics y en 20 ocasiones con los resultados de Tone Analyzer. Como hemos podido comprobar en este estudio, podemos obtener información afectiva sobre casi la totalidad de las consultas. Sin embargo, es difícil obtener resultados con herramientas como Tone Analyzer o con los léxicos debido a la escasez de palabras. Hay que tener en cuenta que a mayor contenido, mejores serán los resultados.

A continuación, realizamos el mismo procedimiento con las meta etiquetas de los diferentes artículos y páginas, entendiendo <title> y <description> como oraciones en un mismo fragmento de texto. Para este análisis, además de las herramientas anteriores, añadiremos otro léxico, *NRC Word-Emotion Association Lexicon* (también conocido como EmoLex). El *NRC Emotion Lexicon* es una lista de palabras y sus asociaciones a ocho emociones y dos sentimientos (negativo y positivo). Este léxico es el resultado de un estudio realizado por investigadores del Consejo Nacional de Investigación de Canadá y aprobado por NRC Research Ethics Board (NRC-REB) con el número de protocolo 2009-94.

Tabla 8

Análisis emocional de las meta etiquetas <title> y <description>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
Powerball		
	<title>Powerball - Home</title> Polaridad: 71% - Positivo Emoción: No data NRC: home (V =0.854, A=0.270, D=0.545)	
	<title>Powerball</title> <description>Official site for California Lottery</description> Polaridad: 75% - Positivo Emoción: No data NRC: official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) site (V=0.677, A=0.265, D=0.452) lottery (V=0.771, A=0.731, D=0.491)	
	<title>Powerball reveals \$447.8 million winner in California - Jul. 20, 2017 </title> <description>Jeff Lindsay and his family won the \$447.8	winner: Positive Joy and Surprise

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>million Powerball jackpot after he bought the winning ticket in Menifee, California, last month</description></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: reveal (V =0.493, A=0.637, D=0.526) million (V =0.776, A=0.647, D=0.812) winner (V =0.960, A=0.810, D=0.886) lottery (V=0.771, A=0.731, D=0.491) family (V=0.968, A=0.383, D=0.643) winning (V=0.955, A=0.712, D=0.972) ticket (V=0.684, A=0.387, D=0.434) month(V=0.688, A=0.255, D=0.411)</p>	<p>winning: Positive Joy, Disgust, Sadness and Surprise</p>
	<p><title>Powerball - Wikipedia</title></p> <p>Polaridad: 71% - Positivo Emoción: No data NRC: No data</p>	
	<p><title>The Delaware Lottery POWERBALL</title> <meta name="description" content="The Delaware Lottery Web site was constructed to comply with the accessibility guidelines developed through the WAI and the Web Presentation Guidelines for State of Delaware agencies." /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: lottery (V=0.771, A=0.731, D=0.491) guide (V=0.688, A=0.315, D=0.620) web (V=0.583, A=0.411, D=0.519) site (V=0.677, A=0.265, D=0.452) comply (V=0.806, A=0.370, D=0.638) guidelines (V=0.459, A=0.500, D=0.664) presentation (V=0.792, A=0.604, D=0.553) state (V=0.562, A=0.320, D=0.604)</p>	<p>guide: Positive</p>
	<p><title>10 Things To Do When You Win The Lottery</title> <meta name="description" content="If you didn't have smart money habits up until now, you could quickly squander the fortune.</p> <p>Polaridad: 24% - Negativo Emoción: Joy NRC: things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) win (V=0.927, A=0.694, D=0.888) lottery (V =0.771, A=0.731, D=0.491) smart (V=0.906, A=0.607, D=0.923) quickly (V=0.784, A=0.850, D=0.636) squander (V=0.240, A=0.755, D=0.529) fortune (V=0.926, A=0.731, D=0.873) money (V=0.844, A=0.608, D=0.827)</p>	<p>fortune: Positive Joy and Surprise</p> <p>money: Positive Joy, Anger and Surprise</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p><title>What If You Bought All 292 Million of the Possible Powerball Combinations? - The Atlantic</title> <meta name="description" content="A very weird thought experiment"></p> <p>Polaridad: 76% - Positivo Emoción: No data NRC: million (V=0.776, A=0.647, D=0.812) possible (V=0.688, A=0.316, D=0.548) combination (V=0.708, A=0.480, D=0.726) weird (V=0.260, A=0.660, D=0.402) experiment (V=0.479, A=0.720, D=0.675)</p>	<p>weird: Negative Disgust</p> <p>experiment: Surprise</p>
	<p><title>Everyone Is Freaking Out About The \$1.5 Billion Powerball, And The Stats Agree FiveThirtyEight</title> <meta property="og:description" content="Well, this is it: the first North American lottery over \$1 billion. With an advertised jackpot of \$1.5 billion, and only five other Powerball lotteries north" /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: freakingout (V=0.219, A=0.769, D=0.339) billion (V=0.719, A=0.564, D=0.782) agree (V=0.906, A=0.260, D=0.545) - Positive lottery (V=0.771, A=0.731, D=0.491) north (V=0.531, A=0.255, D=0.450) first (V=0.625, A=0.500, D=0.788)</p>	<p>agree: Positive</p>
Prince		
	<p><title>Prince (musician) - Wikipedia</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) musician (V=0.816, A=0.509, D=0.618)</p>	<p>prince: Positive</p>
	<p><title>Prince Rolling Stone</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870)</p>	<p>prince: Positive</p>
	<p><title>Prince (@prince) Twitter</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870)</p>	<p>prince: Positive</p>
	<p><title>A Final Visit With Prince: Rolling Stone's Lost Cover</p>	<p>visit:</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>Story - Rolling Stone</title> <meta name="description" content="Prince held forth on sex, religion, conspiracy and much more during an in-depth 2014 interview at Paisley Park."></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Sadness NRC: final (V=0.276, A=0.575, D=0.508) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445) prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) lost (V=0.199, A=0.663, D=0.148) cover (V=0.365, A=0.240, D=0.471) story (V=0.653, A=0.406, D=0.704) sex (V=0.803, A=0.939, D=0.704) religion (V=0.646, A=0.320, D=0.755) depth (V=0.708, A=0.561, D=0.759) interview (V=0.573, A=0.770, D=0.619) park (V=0.816, A=0.343, D=0.414)</p>	<p>Positive prince: Positive lost: Negative Sadness sex: Positive Joy depth: Positive</p>
	<p><title>Prince's Closest Friends Share Their Best Prince Stories GQ</title> <meta name="description" content="From Van Jones to Carmen Electra, publicists to Paisley Park members, those close to Prince Rogers Nelson tell tales—ordinary and out there—of the late legend."></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) friends (V=0.929, A=0.510, D=0.625) share (V=0.759, A=0.548, D=0.545) park (V=0.816, A=0.343, D=0.414) member (V=0.698, A=0.333, D=0.555) close (V=0.292, A=0.260, D=0.263) tell (V=0.551, A=0.350, D=0.457) tale (V=0.663, A=0.300, D=0.336) - Positive ordinary (V=0.375, A=0.312, D=0.286) legend (V=0.837, A=0.519, D=0.750)</p>	<p>prince: Positive friends Positive Joy share: Positive Joy tale: Positive</p>
	<p><title>Prince, an Artist Who Defied Genre, Is Dead at 57 - The New York Times</title> <meta itemprop="description" name="description" content="The prolific songwriter and performer's decades of music transcended and remade funk, rock and R&B with hits like "Purple Rain" and "1999." /></p> <p>Polaridad: 74% - Positivo Emoción: 0.58 Joy NRC: prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) artist (V=0.802, A=0.442, D=0.732) genre (V=0.520, A=0.433, D=0.500)</p>	<p>prince: Positive music: Positive Joy and Sadness performer: Positive funk: Negative Sadness</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>dead (V=0.052, A=0.454, D=0.194) music (V=0.833, A=0.563, D=0.605) hit (V=0.235, A=0.931, D=0.679) songwriter (V=0.844, A=0.558, D=0.713) performer (V=0.541, A=0.530, D=0.708) funk (V=0.466, A=0.589, D=0.390) rock (V=0.623, A=0.236, D=0.557) like (V=0.719, A=0.353, D=0.446)</p>	<p>hit: Negative Anger</p> <p>rock: Positive</p>
	<p><title>Prince Music The Guardian</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) music (V=0.833, A=0.563, D=0.605)</p>	<p>prince: Positive</p> <p>music: Positive Joy and Sadness</p>
	<p><title>Prince Discography at Discogs</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870)</p>	<p>prince: Positive</p>
	<p><title>Spotify Web Player - Prince</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: web (V=0.583, A=0.411, D=0.519), player (V=0.557, A=0.688, D=0.644) prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870)</p>	<p>player: Negative</p> <p>prince: Positive</p>
	<p><title>Prince - YouTube</title> <meta name="description" content="Welcome to the Official Prince channel - celebrating the life, creative works and enduring legacy of Prince Rogers Nelson. Check back often for new additions..."></p> <p>Polaridad: 98% - Positivo Emoción: Joy NRC: prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) welcome (V=0.898, A=0.555, D=0.664) official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) channel (V=0.490, A=0.287, D=0.405) celebrating (V=0.927, A=0.860, D=0.773) life (V=0.918, A=0.615, D=0.824) creative (V=0.917, A=0.518, D=0.788) works (V=0.776, A=0.434, D=0.657) enduring (V=0.633, A=0.459, D=0.768) legacy (V=0.792, A=0.529, D=0.827) check (V=0.523, A=0.552, D=0.602) back (V=0.438, A=0.353, D=0.336) new (V=0.917, A=0.490, D=0.582)</p>	<p>prince: Positive</p> <p>celebrating: Positive Joy</p> <p>creative: Positive</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
Hurricane Matthew		
	<p><title>Hurricane Matthew - Wikipedia</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787)</p>	<p>hurricane: Negative Fear</p>
	<p><meta property="og:title" content="Hurricane Matthew Recap: Destruction From the Caribbean to the United States" /> <meta name="description" content="Matthew was a deadly and destructive hurricane from the Caribbean to the United States." /></p> <p>Polaridad: 19% - Negativo Emoción: No data NRC: hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) destruction (V=0.102, A=0.929, D=0.613) north (V=0.531, A=0.255, D=0.450) deadly (V=0.143, A=0.849, D=0.554) destructive (V=0.177, A=0.870, D=0.713)</p>	<p>hurricane: Negative Fear</p> <p>destruction: Negative Anger</p> <p>deadly: Negative Anger, Fear, Sadness and Disgust</p> <p>destructive: Negative Anger, Fear and Disgust</p>
	<p>TWC.pageTitle = "Post-tropical Cyclone Matthew Tracker - weather.com" "The Weather Channel";</p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: tropical (V=0.740, A=0.461, D=0.509) cyclone (V=0.416, A=0.796, D=0.673) weather (V=0.755, A=0.404, D=0.567) channel (V=0.490, A=0.287, D=0.405) tracker (V=0.398, A=0.744, D=0.731)</p>	<p>cyclone: Negative Fear and Surprise</p>
	<p><title>Hurricane Matthew lashes Charleston as weakened Cat 1 storm</title> <meta name="description" content="Matthew officially makes landfall after trekking offshore for two days."></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) lash (V=0.235, A=0.794, D=0.609) weakened (V=0.373, A=0.304, D=0.092) storm (V=0.188, A=0.940, D=0.543) make (V=0.684, A=0.420, D=0.480) landfall (V=0.521, A=0.434, D=0.407) offshore (V=0.417, A=0.484, D=0.441) day (V=0.719, A=0.269, D=0.389)</p>	<p>hurricane: Negative Fear</p> <p>lash: Negative Anger and Fear</p> <p>weakened: Negative</p> <p>storm: Negative Anger</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p><title>Hurricane Matthew Avoids Direct Hit on Florida, Continues North - The New York Times</title> <meta itemprop="description" name="description" content="The storm weakened slightly, to Category 3, with winds of about 120 m.p.h. It was pushing north toward South Carolina, moving just off the coast." /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) avoid (V=0.427, A=0.442, D=0.415) direct (V=0.793, A=0.403, D=0.650) hit (V=0.235, A=0.931, D=0.679) continue (V=0.630, A=0.427, D=0.612) north (V=0.531, A=0.255, D=0.450) storm (V=0.188, A=0.940, D=0.543) moving (V=0.479, A=0.673, D=0.358) weakened (V=0.373, A=0.304, D=0.092) wind (V=0.531, A=0.404, D=0.578) pushing (V=0.396, A=0.644, D=0.731) coast (V=0.719, A=0.396, D=0.458)</p>	<p>hurricane: Negative Fear</p> <p>avoid: Negative Fear</p> <p>hit: Negative Anger</p> <p>continue: Positive</p> <p>storm: Negative Anger</p> <p>weakened: Negative</p> <p>coast: Positive</p>
	<p><title>Hurricane Matthew: An Ominous Glimpse Of The Future HuffPost</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) ominous (V=0.255, A=0.730, D=0.510) glimpse (V=0.646, A=0.480, D=0.455) future (V=0.888, A=0.644, D=0.786)</p>	<p>hurricane: Negative Fear</p> <p>ominous: Negative Fear</p>
	<p><title>Post-Tropical Cyclone Matthew Weather Underground</title> <meta name="description" content="Weather Underground provides tracking maps, 5-day forecasts, computer models, satellite imagery and detailed storm statistics for tracking and forecasting hurricanes and tropical cyclones." /></p> <p>Polaridad: 79% - Positivo Emoción: No data NRC: tropical (V=0.740, A=0.461, D=0.509) cyclone (V=0.416, A=0.796, D=0.673) weather (V=0.755, A=0.404, D=0.567) hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) underground (V=0.396, A=0.455, D=0.452) storm (V=0.188, A=0.940, D=0.543) map (V=0.561, A=0.229, D=0.463) statistic (V=0.508, A=0.420, D=0.609) detailed (V=0.603, A=0.314, D=0.472)</p>	<p>cyclone: Negative Fear and Surprise</p> <p>hurricane: Negative Fear</p> <p>storm: Negative Anger</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	computer (V=0.802, A=0.356, D=0.639) satellite (V=0.562, A=0.409, D=0.764) imagery (V=0.653, A=0.327, D=0.390)	
	<title>Post-Tropical Cyclone Matthew Weather Underground</title> <meta name="description" content="Weather Underground provides tracking maps, 5-day forecasts, computer models, satellite imagery and detailed storm statistics for tracking and forecasting hurricanes and tropical cyclones." /> Polaridad: 79% - Positivo Emoción: No data NRC: tropical (V=0.740, A=0.461, D=0.509) cyclone (V=0.416, A=0.796, D=0.673) weather (V=0.755, A=0.404, D=0.567) hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) underground (V=0.396, A=0.455, D=0.452) storm (V=0.188, A=0.940, D=0.543) map (V=0.561, A=0.229, D=0.463) statistic (V=0.508, A=0.420, D=0.609) detailed (V=0.603, A=0.314, D=0.472) computer (V=0.802, A=0.356, D=0.639) satellite (V=0.562, A=0.409, D=0.764) imagery (V=0.653, A=0.327, D=0.390)	cyclone: Negative Fear and Surprise hurricane: Negative Fear storm: Negative Anger
	<title>North Carolina - Hurricane Matthew - Pictures - CBS News</title> <meta name="description" content="More than 1,000 were killed as one of the most powerful Atlantic hurricanes in recent history struck the Caribbean and the U.S. east coast"> Polaridad: 81% - Positivo Emoción: No data NRC: north (V=0.531, A=0.255, D=0.450) hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) pictures (V=0.653, A=0.240, D=0.405) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610) history (V=0.729, A=0.382, D=0.754) coast (V=0.719, A=0.396, D=0.458) powerful (V=0.865, A=0.830, D=0.991) recent (V=0.592, A=0.365, D=0.589)	hurricane: Negative Fear powerful: Positive Anger, Fear, Disgust and Joy coast: Positive
	<title>Hurricane Matthew - National Hurricane Center</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) - Negative - Fear national (V=0.698, A=0.365, D=0.663) center (V=0.643, A=0.231, D=0.431)	hurricane: Negative Fear center: Positive

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
Pokémon Go		
	<p><meta name="title" content="Homepage Pokémon Go" /> <meta name="description" content="Catch Pokémon in the Real World with Pokémon GO!" /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: catch (V=0.531, A=0.437, D=0.552) real (V=0.719, A=0.510, D=0.717) world (V=0.622, A=0.394, D=0.750)</p>	<p>catch: Surprise</p> <p>real: Positive</p>
	<p><title id="main-title">Pokémon GO - Android Apps on Google Play</title><meta content="Step outside and catch Pokémon in the real world! Collect &amp; battle with others." name="description"></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: android (V=0.663, A=0.436, D=0.500) step (V=0.531, A=0.321, D=0.347) play (V=0.812, A=0.765, D=0.358, real (V=0.719, A=0.510, D=0.717, battle (V=0.365, A=0.945, D=0.868)</p>	<p>real: Positive</p> <p>battle: Negative Anger</p>
	<p><title>Pokémon GO on the App Store</title> <meta name="description" content="Read reviews, compare customer ratings, see screenshots, and learn more about Pokémon GO. Download Pokémon GO and enjoy it on your iPhone, iPad, and iPod touch." /></p> <p>Polaridad: 84% - Positivo Emoción: No data NRC: game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) store (V=0.646, A=0.538, D=0.407) read (V=0.740, A=0.283, D=0.611) compare (V=0.552, A=0.408, D=0.524) customer (V=0.562, A=0.430, D=0.673) learn (V=0.833, A=0.643, D=0.829) download (V=0.602, A=0.490, D=0.503) enjoy (V=0.959, A=0.725, D=0.750)</p>	<p>store: Positive</p> <p>customer: Positive</p> <p>learn: Positive</p> <p>enjoy: Positive Joy</p>
	<p><title id="pageTitle">Pokémon GO - Inicio</title> meta name="description" content="Pok&#xe9;mon GO. 1,3 millones de Me gusta. Welcome to the official international Pok&#xe9;mon GO Facebook page!" /></p> <p>Polaridad: No data Emoción: 0.50 Joy NRC: welcome (V=0.898, A=0.555, D=0.664) official (V=0.646, A=0.565, D=0.833)</p>	

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	international (V=0.800, A=0.519, D=0.702) page (V=0.677, A=0.224, D=0.278)	
	<title> Pokémon GO </title> Polaridad: 19% - Negativo Emoción: No data NRC: No data	
	<title>Pokémon GO</title> Polaridad: 19% - Negativo Emoción: No data NRC: No data	
	<title>Pokémon GO (@PokemonGoApp) Twitter</title> Polaridad: 76% - Positivo Emoción: No data NRC: No data	
	<title> Pokémon GO - YouTube</title> <meta name="description" content="Welcome to the official Pokémon GO YouTube page. Now's your chance to discover and capture the Pokémon all around you—so put your shoes on, step outside, and..."> Polaridad: 75% - Positivo Emoción: Joy NRC: welcome (V=0.898, A=0.555, D=0.664) official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) international (V=0.800, A=0.519, D=0.702) page (V=0.677, A=0.224, D=0.278) chance (V=0.833, A=0.551, D=0.525) discover (V=0.771, A=0.793, D=0.673) capture (V=0.357, A=0.650, D=0.537) shoes (V=0.729, A=0.324, D=0.210) step (V=0.531, A=0.321, D=0.347)	chance: Surprise capture: Negative
	<title>Ten Things I Wish I Knew When I Started 'Pokémon GO'</title> <meta name="description" content="Pokemon GO is currently taking the world by storm, but before you dive any deeper into it, there are a number of really important things you should know that will help you on your journey." itemprop="description"> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) wish (V=0.771, A=0.583, D=0.647) dive (V=0.583, A=0.531, D=0.500) world (V=0.622, A=0.394, D=0.750)	storm: Negative Anger important: Positive journey: Positive Joy and Fear

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	storm (V=0.188, A=0.940, D=0.543) number (V=0.406, A=0.231, D=0.471) important (V=0.827, A=0.630, D=0.836) know (V=0.765, A=0.361, D=0.704) help (V=0.673, A=0.471, D=0.460) journey (V=0.910, A=0.702, D=0.625)	
	<title>What Is Pokemon Go? - The Atlantic</title> <meta name="description" content="What it takes for good ideas to attract money."> Polaridad: 18% - Negativo Emoción: Joy NRC: take (V=0.828, A=0.537, D=0.348) good (V=0.938, A=0.368, D=0.534) attract (V=0.796, A=0.663, D=0.769) money (V=0.844, A=0.608, D=0.827)	good: Positive Joy and Surprise money: Positive Anger, Joy and Fear
	<title>Pokémon Go review: not a good game... but a great experience Technology The Guardian</title> <meta name="description" content="The world has been turned into a Pokémon menagerie, but the game is not without problems. The real fun comes from going outside to explore"/> Polaridad: 80% - Positivo Emoción: Joy NRC: good (V=0.938, A=0.368, D=0.534) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) great (V=0.958, A=0.665, D=0.810) experience (V=0.827, A=0.618, D=0.905) technology (V=0.776, A=0.490, D=0.825), world (V=0.622, A=0.394, D=0.750) menagerie (V=0.573, A=0.480, D=0.538) problem (V=0.062, A=0.644, D=0.415) fun (V=0.918, A=0.843, D=0.667) real (V=0.719, A=0.510, D=0.717) come (V=0.529, A=0.269, D=0.558) explore (V=0.776, A=0.660, D=0.727)	good: Positive Joy and Surprise technology: Positive problem: Negative Fear and Sadness fun: Positive Joy real: Positive
Slither.io		
	<title>Slither.io </title> Polaridad: 26% - Negativo Emoción: No data NRC: No data	
	<title>Slither.io - Play on Crazy Games</title> <meta name="description" content="Do you like snakes? It's cool if you don't, because these snakes are no threat to you - other players, on the other hand... Enjoy a twist on an old classic with Slither.io! Like the classic game Snake that graced	crazy: Negative Ange, Fear and Sadness

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>ancient cell phones and computers for decades, you grow by eating small pellets. But with its multiplayer gameplay, you now get the same action while competing against other people. Feel free to chow down on your smaller enemies, but remember that there's always a bigger fish... er, snake."></p> <p>Polaridad: 97% - Positivo Emoción: Joy NRC: play (V=0.812, A=0.765, D=0.358) crazy (V=0.156, A=0.843, D=0.321) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) like (V=0.719, A=0.353, D=0.446) snakes (V=0.176, A=0.662, D=0.606) cool (V=0.885, A=0.540, D=0.781) threat (V=0.135, A=0.865, D=0.667) hand (V=0.542, A=0.314, D=0.434) player (V=0.557, A=0.688, D=0.644) enjoy (V=0.959, A=0.725, D=0.750) twist (V=0.375, A=0.469, D=0.337) classic (V=0.690, A=0.260, D=0.611) ancient (V=0.420, A=0.217, D=0.439) phone (V=0.729, A=0.344, D=0.418) computer (V=0.802, A=0.356, D=0.639) decade (V=0.531, A=0.402, D=0.665) grow (V=0.914, A=0.615, D=0.755) eating (V=0.847, A=0.491, D=0.615) small (V=0.542, A=0.205, D=0.120) pet (V=0.875, A=0.327, D=0.305) action (V=0.760, A=0.898, D=0.802) people (V=0.604, A=0.400, D=0.500) free (V=0.896, A=0.500, D=0.544) get (V=0.740, A=0.594, D=0.667) chow (V=0.573, A=0.490, D=0.390) down (V=0.208, A=0.330, D=0.264) enemy (V=0.135, A=0.794, D=0.591) remember (V=0.776, A=0.422, D=0.454) fish (V=0.510, A=0.280, D=0.250)</p>	<p>snake: Negative Fear and Disgust</p> <p>cool: Positive</p> <p>threat: Negative Anger and Fear</p> <p>player: Negative</p> <p>enjoy: Positive Joy</p> <p>classic: Positive</p> <p>ancient: Negative</p> <p>grow: Positive Joy</p> <p>small: Negative</p> <p>pet: Negative</p> <p>enemy: Negative Anger, Fear and Disgust</p>
	<p><title id="main-title">slither.io - Aplicaciones de Android en Google Play</title><meta content="Juega en línea con personas de todo el mundo! ¿Puede convertirse en el jugador más larga?" name="description"></p> <p>Polaridad: No data Emoción: No data NRC: No data</p>	
	<p><title>SLITHER.IO Online - Play Slither.io for Free at Poki.com!</title> <meta name="description" content="Slither.io: Eat glowing orbs and grow in Slither. - Slither.io is one of our selected .io</p>	<p>glowing: Positive</p> <p>grow:</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>Games. Play Slither.io for Free, and Have Fun!" /></p> <p>Polaridad: 95% - Positivo Emoción: Joy NRC: play (V=0.812, A=0.765, D=0.358) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) free (V=0.896, A=0.500, D=0.544) eat (V=0.731, A=0.500, D=0.464) glowing (V=0.940, A=0.620, D=0.737) orbs (V=0.469, A=0.355, D=0.482) grow (V=0.914, A=0.615, D=0.755) have (V=0.757, A=0.389, D=0.593) fun (V=0.918, A=0.843, D=0.667)</p>	<p>Positive Joy</p> <p>fun: Positive Joy</p>
	<p><title>Play Slither.io</title></p> <p>Polaridad: 96% - Positivo Emoción: No data NRC: play (V=0.812, A=0.765, D=0.358)</p>	
	<p><title>slither.io on the App Store</title> <meta name="description" content="Read reviews, compare customer ratings, see screenshots, and learn more about slither.io. Download slither.io and enjoy it on your iPhone, iPad, and iPod touch." /></p> <p>Polaridad: 85% - Positivo Emoción: No data NRC: game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) store (V=0.646, A=0.538, D=0.407) read (V=0.740, A=0.283, D=0.611) compare (V=0.552, A=0.408, D=0.524) customer (V=0.562, A=0.430, D=0.673) learn (V=0.833, A=0.643, D=0.829) download (V=0.602, A=0.490, D=0.503) enjoy (V=0.959, A=0.725, D=0.750)</p>	<p>store: Positive</p> <p>customer: Positive</p> <p>learn: Positive</p> <p>enjoy: Positive Joy</p>
	<p><title>slither.io Kizi - Online Games - Life Is Fun!</title> <meta name="description" content="Play Slither.io on Kizi! The smash-hit game! Play with millions of players around the world and try to become the longest of the day! Slither.io is totally free and requires no registration! "/></p> <p>Polaridad: 95% - Positivo Emoción: Joy NRC: play (V=0.812, A=0.765, D=0.358) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) player (V=0.557, A=0.688, D=0.644) hit (V=0.235, A=0.931, D=0.679) fun (V=0.918, A=0.843, D=0.667) free (V=0.896, A=0.500, D=0.544)</p>	<p>player: Negative</p> <p>fun: Positive Joy</p> <p>hit: Negative Anger</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	million (V=0.776, A=0.647, D=0.812) world (V=0.622, A=0.394, D=0.750) try (V=0.604, A=0.551, D=0.556) become (V=0.641, A=0.583, D=0.643) day (V=0.719, A=0.269, D=0.389) registration (V=0.622, A=0.396, D=0.574)	
	<title>Slither.io Immortal Snake HACK? Trolling Longest Snake In Slitherio! - YouTube</title> meta name="description" content="The Most Addictive Game of 2016 Slither.io! Click Here to Download Now! Polaridad: 28% - Negativo Emoción: Fear NRC: immortal (V=0.812, A=0.750, D=0.795) snake (V=0.276, A=0.750, D=0.549) hack (V=0.135, A=0.717, D=0.534) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) addictive (V=0.302, A=0.683, D=0.472) click (V=0.536, A=0.365, D=0.268) download (V=0.602, A=0.490, D=0.503)	immortal: Positive snake: Negative Fear and Disgust
	<title>Slither.io In Real Life - YouTube</title> <meta name="description" content="NEW vid: Spider-Man Fan Film: https://youtu.be/2K4KmNXtmWA What would Slither.io be like in Real Life?! Never click on those scammy comments! Now you know wh..."> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: real (V=0.719, A=0.510, D=0.717) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) life (V=0.918, A=0.615, D=0.824) new (V=0.917, A=0.490, D=0.582) fan (V=0.781, A=0.429, D=0.357) film (V=0.823, A=0.491, D=0.566) like (V=0.719, A=0.353, D=0.446) know (V=0.765, A=0.361, D=0.704) click (V=0.536, A=0.365, D=0.268) comment (V=0.667, A=0.417, D=0.379)	real: Positive
	<title id="pageTitle">slither.io - Inicio</title> <meta name="description" content="slither.io. 1 millón de Me gusta. Official Facebook page of slither.io game." /> Polaridad: No data Emoción: No data NRC: official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) page (V=0.677, A=0.224, D=0.278) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493)	
Olympics		

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p><title>Olympics Olympic Games, Medals, Results, News IOC</title> <meta name="description" content="Official website of the Olympic Games. Find all past and future Olympics, Youth Olympics, sports, athletes, medals, results, IOC news, photos and videos." /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) medal (V=0.854, A=0.555, D=0.746) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610) official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) website (V=0.615, A=0.442, D=0.526) find (V=0.774, A=0.555, D=0.580) past (V=0.490, A=0.422, D=0.311) future (V=0.888, A=0.644, D=0.786) youth (V=0.938, A=0.608, D=0.736) sports (V=0.833, A=0.683, D=0.587) athlete (V=0.781, A=0.718, D=0.686) photo (V=0.729, A=0.327, D=0.431) video (V=0.646, A=0.577, D=0.427)</p>	<p>medal: Positive Joy and Surprise</p> <p>youth: Positive Anger, Fear, Joy and Surprise</p> <p>athlete: Positive</p>
	<p><title>Olympics (@Olympics) Twitter</title></p> <p>Polaridad: 74% - Positivo Emoción: No data NRC: No data</p>	
	<p><title>Olympic Games - Wikipedia</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: game (V=0.735, A=0.788, D=0.493)</p>	
	<p><title>2018 PyeongChang Olympic Games NBC Olympics</title> <meta name="description" content="Visit NBCOlympics.com for live streams, highlights, schedules, results, news, athlete bios and more from PyeongChang 2018." /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445) live (V=0.880, A=0.673, D=0.676) stream (V=0.449, A=0.537, D=0.559) highlight (V=0.844, A=0.637, D=0.882) schedule (V=0.510, A=0.380, D=0.480) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610)</p>	<p>visit: Positive</p> <p>athlete: Positive</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	athlete (V=0.781, A=0.718, D=0.686)	
	<p><title>Hosting The Olympics Is A Terrible Investment FiveThirtyEight</title> <meta name="description" content="When Rio de Janeiro won its bid to host the 2016 Summer Olympics back in 2009, the Brazilian government estimated that costs directly related to hosting the gam&#8230;" /></p> <p>Polaridad: No data Emoción: Joy NRC: terrible (V=0.061, A=6.27, D=0.604) investment (V=0.720, A=0.592, D=0.745) bid (V=0.760, A=0.530, D=0.655) host (V=0.693, A=0.471, D=0.537) summer (V=0.812, A=0.373, D=0.550) government (V=0.427, A=0.530, D=0.850) directly (V=0.747, A=0.400, D=0.702)</p>	<p>terrible: Negative Anger, Disgust, Fear and Sadness</p> <p>government: Negative Fear</p>
	<p><title> Why Are Jim Thorpe's Olympic Records Still Not Recognized? History Smithsonian</title> <meta name="description" content=" 100 years ago, Jim Thorpe became the greatest American Olympian of all time, but not if you ask the IOC" /></p> <p>Polaridad: 80% - Positivo Emoción: Joy NRC: record (V=0.552, A=0.421, D=0.500) recognized (V=0.875, A=0.458, D=0.786) history (V=0.729, A=0.382, D=0.754) year (V=0.542, A=0.284, D=0.415) greatest (V=0.847, A=0.627, D=0.922) time (V=0.604, A=0.288, D=0.609) ask (V=0.531, A=0.440, D=0.459)</p>	
	<p><title>Does Hosting the Olympics Actually Pay Off? - The New York Times</title> < name="description" content="The Games seem like an economic boon — at least until you calculate how much the host country lost." /></p> <p>Polaridad: 11% - Negativo Emoción: Sadness NRC: payoff (V=0.740, A=0.644, D=0.673) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) seem (V=0.471, A=0.302, D=0.298) like (V=0.719, A=0.353, D=0.446) economic (V=0.561, A=0.408, D=0.639) boon (V=0.878, A=0.294, D=0.642) calculate (V=0.490, A=0.452, D=0.440) host (V=0.693, A=0.471, D=0.537) country (V=0.698, A=0.394, D=0.693)</p>	<p>boon: Positive</p> <p>lost: Negative Sadness</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	lost (V=0.199, A=0.663, D=0.148)	
	<p><title> Olympic - YouTube</title> <meta name="description" content="Welcome to the Olympic Channel! With new videos every day, we are the place where the Games never end! Check out our weekly video schedule: - *Music Monday* ..."></p> <p>Polaridad: 86% - Positivo Emoción: Joy NRC: welcome (V=0.898, A=0.555, D=0.664) channel (V=0.490, A=0.287, D=0.405) new (V=0.917, A=0.490, D=0.582) everyday (V=0.740, A=0.392, D=0.472) place (V=0.573, A=0.261, D=0.398) game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) checkout (V=0.597, A=0.510, D=0.670) weekly (V=0.622, A=0.288, D=0.380) video (V=0.646, A=0.577, D=0.427) schedule (V=0.510, A=0.380, D=0.480) music (V=0.833, A=0.563, D=0.605)</p>	<p>music: Positive Joy and Sadness</p>
	<p><title>Special Olympics</title> <meta property="og:description" content="Special Olympics transforms lives through the joy of sport, every day, everywhere. We are the world's largest sports organization for people with intellectual disabilities: with 4.7 million athletes in 169 countries -- and millions more volunteers and supporters. We are also a global social movement." /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: special (V=0.844, A=0.602, D=0.730) transform (V=0.735, A=0.667, D=0.696) joy (V=0.980, A=0.824, D=0.794) sport (V=0.865, A=0.700, D=0.657) everyday (V=0.740, A=0.392, D=0.472) world (V=0.622, A=0.394, D=0.750) organization (V=0.810, A=0.535, D=0.851) people (V=0.604, A=0.400, D=0.500) intellectual (V=0.906, A=0.455, D=0.845) disability (V=0.073, A=0.482, D=0.173) million (V=0.776, A=0.647, D=0.812) volunteers (V=0.820, A=0.448, D=0.630) supporters (V=0.763, A=0.539, D=0.558) global (V=0.583, A=0.520, D=0.713) social (V=0.806, A=0.370, D=0.614) movement (V=0.656, A=0.654, D=0.658)</p>	<p>special: Positive Joy</p> <p>joy: Positive Joy</p> <p>organization: Positive Joy and Surprise</p> <p>intellectual: Positive</p> <p>disability: Negative Sadness</p>
	<p><title>Olympics Deadline</title> <meta name="description" content="Olympics breaking news and the latest updates about Olympics at Deadline Hollywood." /></p>	

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	Polaridad: 6% - Negativo Emoción: Sadness NRC: deadline (V=0.214, A=0.615, D=0.460) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610) update (V=0.698, A=0.535, D=0.802)	
David Bowie		
	<meta property="og:title" content="David Bowie - A New Career In A New Town [1977 - 1982]" /> <meta name="description" content="Shop David Bowie's new album □ (Blackstar) in his official store." /> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: new (V=0.917, A=0.490, D=0.582) career (V=0.740, A=0.712, D=0.606) town (V=0.551, A=0.299, D=0.627) shop (V=0.725, A=0.632, D=0.565) album (V=0.635, A=0.349, D=0.453) official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) store (V=0.646, A=0.538, D=0.407)	career: Positive store: Positive
	<title>David Bowie - Wikipedia</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: No data	
	<title>David Bowie Official (@DavidBowieReal) Twitter</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: official (V=0.646, A=0.565, D=0.833)	
	<title>David Bowie discography - Wikipedia</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: No data	model: Positive
	<title>Iman (model) - Wikipedia</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: model (V=0.607, A=0.388, D=0.723)	
	<title>David Bowie - IMDb</title> <meta name="description" content="David Bowie, Soundtrack:	labyrint: Negative

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>Labyrinth. David Bowie is widely regarded as one of the most influential writers of pop music. Born David Jones, he changed his name to Bowie in the 1960s, to avoid confusion with the then well-known Davy Jones (lead singer of The Monkees). The 1960s were not a happy period for Bowie, who remained a struggling artist, awaiting his breakthrough. He dabbled in many different styles of music (without commercial..." /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: soundtrack (V=0.630, A=0.559, D=0.518) labyrinth (V=0.479, A=0.811, D=0.491) widely (V=0.698, A=0.453, D=0.725) influential (V=0.899, A=0.688, D=0.944) writer (V=0.806, A=0.330, D=0.780) pop (V=0.673, A=0.510, D=0.491) music (V=0.833, A=0.563, D=0.605) changed(V=0.594, A=0.375, D=0.491) name (V=0.573, A=0.300, D=0.415) avoid (V=0.427, A=0.442, D=0.415) confusion (V=0.255, A=0.667, D=0.277) lead (V=0.323, A=0.657, D=0.455) singer (V=0.802, A=0.735, D=0.628) happy (V=1.000, A=0.735, D=0.772) period (V=0.396, A=0.324, D=0.588) artist (V=0.802, A=0.442, D=0.732) breakthrough (V=0.680, A=0.525, D=0.718) different (V=0.612, A=0.394, D=0.473) style (V=0.745, A=0.472, D=0.586)</p>	<p>influential: Positive</p> <p>writer: Positive</p> <p>pop: Negative Surprise</p> <p>music: Positive Joy and Sadness</p> <p>avoid: Negative Fear</p> <p>confusion: Negative Anger and Fear</p> <p>lead: Positive</p> <p>happy: Positive Joy</p>
	<p><title>I Lost My Virginity to David Bowie - Thrillist</title> <meta name="description" content="From the age of 15, Lori Mattix ranked among the most desired of the so-called &quot;baby groupies,&quot; helping to satisfy the sexual appetites o..." /></p> <p>Polaridad: 81% - Positivo Emoción: Joy NRC: lost (V=0.199, A=0.663, D=0.148) virginity (V=0.691, A=0.676, D=0.576) age (V=0.561, A=0.226, D=0.498) baby (V=0.837, A=0.365, D=0.455) groupie (V=0.521, A=0.583, D=0.393) satisfy (V=0.867, A=0.790, D=0.705) sexual (V=0.584, A=0.959, D=0.640) appetite (V=0.704, A=0.637, D=0.581)</p>	<p>lost: Negative Sadness</p> <p>virginity: Positive</p> <p>baby: Positive Joy</p>
	<p><title>David Bowie Dies at 69; Star Transcended Music, Art and Fashion - The New York Times</title> <meta itemprop="description" name="description" content="Mr. Bowie taught generations of musicians about the power of drama, images and personas. He had been treated for cancer for the last 18 months." /></p>	<p>die: Negative Fear and Sadness</p> <p>star: Positive</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: die (V=0.031, A=0.765, D=0.259) star (V=0.833, A=0.418, D=0.560) music (V=0.833, A=0.563, D=0.605) art (V=0.812, A=0.360, D=0.603) fashion (V=0.827, A=0.616, D=0.589) taught (V=0.814, A=0.481, D=0.642) generation (V=0.903, A=0.480, D=0.685) musician (V=0.816, A=0.509, D=0.618) power (V=0.719, A=0.670, D=0.953) drama (V=0.430, A=0.755, D=0.481) image (V=0.653, A=0.241, D=0.453) cancer (V=0.052, A=0.694, D=0.529) month (V=0.688, A=0.255, D=0.411)	Joy music: Positive Joy and Sadness art: Positive Joy, Sadness and Surprise cancer: Negative Anger, Disgust, Fear and Sadness
	<title>David Bowie Rolling Stone</title> <meta name="description" content="David Bowie biography on Rolling Stone, your go to source for artist bios, news, and reviews."> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: source (V=0.740, A=0.318, D=0.684) artist (V=0.802, A=0.442, D=0.732) review (V=0.667, A=0.408, D=0.636) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610)	
	<title> David Bowie - YouTube</title> meta name="description" content="Welcome to the Official David Bowie channel."> Polaridad: 96% - Positivo Emoción: Joy NRC: welcome (V=0.898, A=0.555, D=0.664) official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) channel (V=0.490, A=0.287, D=0.405)	
Trump		
	<title>Trump - Búsqueda de Twitter</title> Polaridad: 55% - Neutro Emoción: No data NRC: No data	
	<title>Trump: House intel top Democrat Adam Schiff is 'sleazy' - CNNPolitics.com</title> <meta content="President Donald Trump traded insults with the House intelligence committee's top Democrat, Rep. Adam Schiff, in a sharp exchange on Twitter Monday morning	insult: Negative Anger, Disgust, Sadness and Surprise

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>-- calling the California congressman &quot;sleazy,&quot; while Schiff hit back over Trump&#39;s TV habits." property="og:description"></p> <p>Polaridad: No data Emoción: Anger NRC: house (V=0.587, A=0.135, D=0.533) democrat (V=0.582, A=0.400, D=0.755) sleazy (V=0.292, A=0.674, D=0.370) insult (V=0.085, A=0.831, D=0.389) intelligence (V=0.833, A=0.587, D=0.885) sharp (V=0.459, A=0.585, D=0.585) exchange (V=0.740, A=0.569, D=0.491) morning (V=0.688, A=0.235, D=0.444) calling (V=0.646, A=0.590, D=0.483) congressman (V=0.438, A=0.471, D=0.877) hit (V=0.235, A=0.931, D=0.679) tv (V=0.622, A=0.380, D=0.393) habit (V=0.625, A=0.226, D=0.585)</p>	<p>intelligence: Negative Fear and Joy</p> <p>exchange: Positive</p> <p>hit: Negative Anger</p>
	<p><title>In Taking Aim at His Attorney General, Trump Tests Sessions's Views - The New York Times</title> <meta itemprop="description" name="description" content="Mr. Trump's latest public rebuke was met with silence by Mr. Sessions, who has historically been vocal about keeping the Justice Department independent of the president." /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: aim (V=0.481, A=0.569, D=0.567) attorney (V=0.600, A=0.594, D=0.754) general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) test (V=0.449, A=0.500, D=0.509) sessions (V=0.646, A=0.578, D=0.650) public (V=0.592, A=0.510, D=0.664) rebuke (V=0.115, A=0.677, D=0.429) silence (V=0.438, A=0.200, D=0.223) vocal (V=0.583, A=0.352, D=0.340) keeping (V=0.592, A=0.280, D=0.723) justice (V=0.760, A=0.538, D=0.787) department (V=0.708, A=0.358, D=0.642) independent (V=0.885, A=0.440, D=0.872) president (V=0.677, A=0.622, D=0.973)</p>	<p>attorney: Positive Anger and Fear</p> <p>general: Positive</p> <p>public: Positive</p> <p>rebuke: Negative</p> <p>justice: Positive</p> <p>president: Positive</p>
	<p><title>Home Donald J Trump</title> <meta name='description' content='Help continue our promise to Make America Great Again!'/></p> <p>Polaridad: 89% - Positivo Emoción: Joy NRC: home (V =0.854, A=0.270, D=0.545)</p>	<p>continue: Positive promise: Positive Joy</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	help (V=0.673, A=0.471, D=0.460) continue (V=0.630, A=0.427, D=0.612) promise (V=0.823, A=0.500, D=0.704) great (V=0.958, A=0.665, D=0.810)	
	<title>Donald Trump - Wikipedia</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: No data	
	<title>Jared Kushner just threw Donald Trump Jr. under the bus. Bigly. - The Washington Post</title> name="description" content="Kushner separates himself with scalpel-like precision from the known facts about the Russia affair that are already problematic."/> Polaridad: 22% - Negativo Emoción: No data NRC: bus (V=0.407, A=0.411, D=0.400) separate (V=0.240, A=0.514, D=0.349) scalpel (V=0.302, A=0.700, D=0.482) precision (V=0.677, A=0.431, D=0.875) facts (V=0.688, A=0.471, D=0.693) affair (V=0.520, A=0.459, D=0.657) already (V=0.592, A=0.717, D=0.351) problematic (V=0.073, A=0.720, D=0.361)	scalpel: Negative Fear precision: Positive facts: Positive
	<title>Donald Trump TheHill</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: No data	
	<title itemprop="name">Donald Trump - CNBC</title> <meta itemprop="description" name="description" content="United States president" /> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: president (V=0.677, A=0.622, D=0.973)	president: Positive
	<title>Inside the Trump Marriage: Melania's Burden Vanity Fair</title> <meta name="description" content="Until November 8, Melania Trump's marriage provided her with a golden Fifth Avenue fortress, at a price—putting up with her husband's humiliations and boorishness. From Melania's ill-fated campaign appearances to her apparent reluctance to embrace the role of First Lady: how a very private woman is coping with the intense public scrutiny of her marriage."/> Polaridad: 50% - Neutro	marriage: Positive Joy public: Positive humiliation: Negative Disgust and Sadness

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>Emoción: Sadness NRC: inside (V=0.612, A=0.404, D=0.472) marriage (V=0.844, A=0.684, D=0.750) burden (V=0.367, A=0.583, D=0.697) provided (V=0.871, A=0.353, D=0.648) golden (V=0.802, A=0.491, D=0.609) avenue (V=0.677, A=0.360, D=0.377) price (V=0.479, A=0.475, D=0.535) husband (V=0.771, A=0.500, D=0.655) humiliation (V=0.048, A=0.712, D=0.310) campaign (V=0.602, A=0.730, D=0.823) appearance (V=0.669, A=0.490, D=0.534) apparent (V=0.473, A=0.383, D=0.398) reluctance (V=0.240, A=0.606, D=0.373) embrace (V=0.949, A=0.490, D=0.452) role (V=0.552, A=0.260, D=0.464) first (V=0.625, A=0.500, D=0.788) lady (V=0.854, A=0.481, D=0.602) private (V=0.661, A=0.422, D=0.644) woman (V=0.865, A=0.500, D=0.578) coping (V=0.562, A=0.630, D=0.613) intense (V=0.592, A=0.774, D=0.679) public (V=0.592, A=0.510, D=0.664) scrutiny (V=0.500, A=0.653, D=0.658)</p>	<p>embrace: Positive Joy and Surprise</p> <p>intense: Positive, Negative Joy, Anger, Disgust, Fear and Surprise</p> <p>scrutiny: Negative</p>
	<p><title>Donald Trump: TIME Person of the Year 2016</title> <meta name="description" content="Donald Trump was named TIME's Person of the Year 2016" /></p> <p>Polaridad: No data Emoción: No data NRC: time (V=0.604, A=0.288, D=0.609) person (V=0.646, A=0.363, D=0.596) year (V=0.542, A=0.284, D=0.415) named (V=0.562, A=0.396, D=0.565)</p>	
Election		
	<p><title>Election (1999) - IMDb</title> <meta name="description" content="Directed by Alexander Payne. With Matthew Broderick, Reese Witherspoon, Chris Klein, Jessica Campbell. A high school teacher's personal life becomes complicated as he works with students during the school elections, particularly with an obsessive overachiever determined to become student body president." /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) directed (V=0.542, A=0.490, D=0.541) high (V=0.684, A=0.510, D=0.614) school (V=0.765, A=0.423, D=0.633)</p>	<p>teacher: Positive</p> <p>president: Positive</p> <p>complicated: Negative</p> <p>determined: Positive</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>teacher (V=0.760, A=0.404, D=0.885) personal (V=0.750, A=0.311, D=0.467) life (V=0.918, A=0.615, D=0.824) become (V=0.641, A=0.583, D=0.643) complicated (V=0.211, A=0.660, D=0.455) work (V=0.719, A=0.596, D=0.750) student (V=0.634, A=0.318, D=0.537) obsessive (V=0.219, A=0.823, D=0.480) determined (V=0.760, A=0.528, D=0.673) body (V=0.694, A=0.461, D=0.571) president (V=0.677, A=0.622, D=0.973)</p>	
	<p><title>Election - Wikipedia</title></p> <p>Polaridad: 76% - Positivo Emoción: No data NRC: election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)</p>	
	<p><title>News about #elections on Twitter</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Sadness NRC: news (V=0.633, A=0.580, D=0.610) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)</p>	
	<p><title>U.S. judge allows Trump election commission to seek voting data Reuters</title> meta name="description" content="President Donald Trump's commission investigating voter fraud may request voter roll data from U.S. states, a federal judge ruled on Monday, in a setback for groups that contend the effort could infringe on privacy rights."></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Sadness NRC: judge (V=0.510, A=0.604, D=0.857) allow (V=0.698, A=0.429, D=0.538) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) commission (V=0.677, A=0.480, D=0.571) seek (V=0.622, A=0.429, D=0.482) voting (V=0.615, A=0.602, D=0.768) data (V=0.500, A=0.250, D=0.426) voter (V=0.612, A=0.538, D=0.754) fraud (V=0.111, A=0.688, D=0.407) request (V=0.625, A=0.471, D=0.618) roll (V=0.469, A=0.510, D=0.172) state (V=0.562, A=0.320, D=0.604) federal (V=0.530, A=0.459, D=0.859) setback (V=0.198, A=0.451, D=0.250) group (V=0.573, A=0.423, D=0.480) contend (V=0.510, A=0.657, D=0.731) effort (V=0.698, A=0.778, D=0.858)</p>	<p>fraud: Negative Anger</p> <p>setback: Negative Sadness</p> <p>effort: Positive</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	privacy (V=0.520, A=0.420, D=0.598)	
	<p><title>Election Definition of Election by Merriam-Webster</title> <meta name="description" content="Define election: the act or process of choosing someone for a public office by voting — election in a sentence"></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) definition (V=0.573, A=0.375, D=0.579) act (V=0.656, A=0.704, D=0.735) process (V=0.510, A=0.471, D=0.615) choosing (V=0.719, A=0.529, D=0.689) public (V=0.592, A=0.510, D=0.664) office (V=0.427, A=0.302, D=0.509) voting (V=0.615, A=0.602, D=0.768) sentence (V=0.625, A=0.265, D=0.548)</p>	<p>public: Positive</p> <p>sentence: Positive Anger, Disgust, Fear and Sadness</p>
	<p><title>Results of the 2017 General Election - BBC News</title> <meta name="description" content="Up to the minute results in the 2017 General Election from BBC News"></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Sadness NRC: results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610) minute (V=0.582, A=0.279, D=0.356)</p>	<p>general: Positive</p>
	<p><title>Dallas County, TX Elections</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: county (V=0.479, A=0.368, D=0.545) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)</p>	
	<p><title>Elections - LWV of Cupertino-Sunnyvale</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)</p>	
	<p><title>Inside Hillary Clinton's Surreal Post-Election Life</title> <meta name="description" content="With nothing left to lose, she is finally free to really speak her mind."></p>	<p>lose: Negative Anger, Disgust, Fear and Sadness</p> <p>finally:</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	Polaridad: 92% - Positivo Emoción: Sadness NRC: inside (V=0.612, A=0.404, D=0.472) surreal (V=0.550, A=0.529, D=0.670) post (V=0.520, A=0.426, D=0.548) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) life (V=0.918, A=0.615, D=0.824) left (V=0.354, A=0.370, D=0.361) lose (V=0.115, A=0.538, D=0.176) finally (V=0.583, A=0.433, D=0.465) free (V=0.896, A=0.500, D=0.544) speak (V=0.765, A=0.472, D=0.500) mind (V=0.650, A=0.388, D=0.627)	Positive Disgust, Joy and Surprise
	<title>How to Hack an Election</title> <meta property="og:description" content="Andrés Sepúlveda rigged elections throughout Latin America for almost a decade. He tells his story for the first time."/> Polaridad: 85% - Positivo Emoción: Sadness NRC: hack (V=0.135, A=0.717, D=0.534) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) rigged (V=0.188, A=0.510, D=0.412) decade (V=0.531, A=0.402, D=0.665) tell (V=0.551, A=0.350, D=0.457) story (V=0.653, A=0.406, D=0.704) first (V=0.625, A=0.500, D=0.788) time (V=0.604, A=0.288, D=0.609)	
Hillary Clinton		
	<title>Hillary Clinton 2016 Hillary for America</title> <meta name="description" content="The official website for Hillary Clinton's 2016 presidential campaign"> Polaridad: No data Emoción: No data NRC: official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) website (V=0.615, A=0.442, D=0.526) presidential (V=0.612, A=0.656, D=0.972) campaign (V=0.602, A=0.730, D=0.823)	
	<title>Hillary Clinton (@HillaryClinton) Twitter</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: No data	
	<title>Hillary Clinton - Wikipedia</title>	

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: No data	
	<title>Chuck Schumer just threw Hillary Clinton under the bus - CNNPolitics.com</title> <meta content="In the 2016 campaign, there was no one more loyal to Hillary Clinton than her one-time Senate colleague Chuck Schumer. He defended his fellow New Yorker and the race she ran at every turn." property="og:description"> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: bus (V=0.407, A=0.411, D=0.400) campaign (V=0.602, A=0.730, D=0.823) loyal (V=0.896, A=0.265, D=0.657) senate (V=0.490, A=0.349, D=0.836) colleague (V=0.740, A=0.413, D=0.600) defended (V=0.663, A=0.451, D=0.582) fellow (V=0.745, A=0.298, D=0.570) race (V=0.592, A=0.426, D=0.658) turn (V=0.531, A=0.398, D=0.482)	loyal: Positive Fear, Joy and Surprise defended: Positive fellow: Positive
	<title>Donald Trump's Hillary Clinton Whataboutism - The Atlantic</title> <meta name="description" content="As Donald Trump's troubles deepen, he keeps trying to shift attention to his old rival—but finds it no longer works like it used to."> Polaridad: No data Emoción: Sadness NRC: troubles (V=0.051, A=0.854, D=0.269) deepen (V=0.625, A=0.530, D=0.776) keep (V=0.714, A=0.296, D=0.547) shift (V=0.479, A=0.610, D=0.491) attention (V=0.740, A=0.599, D=0.774) rival (V=0.286, A=0.605, D=0.574) find (V=0.774, A=0.555, D=0.580) works (V=0.776, A=0.434, D=0.657) like (V=0.719, A=0.353, D=0.446) used (V=0.354, A=0.306, D=0.287) national (V=0.698, A=0.365, D=0.663)	attention: Positive
	<title id="pageTitle">Hillary Clinton - Inicio</title> <meta name="description" content="Hillary Clinton. 10 millones de Me gusta. Wife, mom, grandma, women+kids advocate, FLOTUS, Senator, SecState, hair icon, pantsuit aficionado,..." /> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: wife (V=0.886, A=0.630, D=0.583)	

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	mom (V=0.927, A=0.336, D=0.639) grandma (V=0.796, A=0.208, D=0.491) kids (V=0.837, A=0.500, D=0.417) advocate (V=0.551, A=0.530, D=0.818) hair (V=0.582, A=0.186, D=0.286) icon (V=0.549, A=0.349, D=0.415) senator (V=0.391, A=0.422, D=0.821)	
	<title>Chuck Schumer’s shot at Hillary Clinton? - The Washington Post</title> <meta itemprop="description" name="description" content=""When you lose to somebody who has 40 percent popularity, you don’t blame other things — Comey, Russia — you blame yourself,” Schumer said. If it wasn't about Clinton, it might as well have been."/> Polaridad: No data Emoción: Sadness NRC: shot (V=0.144, A=0.750, D=0.569) lose (V=0.115, A=0.538, D=0.176) percent (V=0.470, A=0.350, D=0.356) popularity (V=0.896, A=0.784, D=0.861) blame (V=0.115, A=0.640, D=0.309) things (V=0.519, A=0.250, D=0.368)	shot: Negative Anger, Fear, Sadness and Surprise lose: Negative Anger, Disgust, Fear and Sadness popularity: Positive blame: Negative Anger and Disgust
	<title>The people who hate Hillary Clinton the most.</title> meta name="description" content="In 1996, the New Yorker published “Hating Hillary,” Henry Louis Gates’ reported piece on the widespread animosity for the then–first lady. “Like horse- ..." /> Polaridad: 18% - Negativo Emoción: Sadness NRC: people (V=0.604, A=0.400, D=0.500) hate (V=0.031, A=0.802, D=0.430) published (V=0.667, A=0.429, D=0.570) reported (V=0.418, A=0.442, D=0.567) piece (V=0.646, A=0.245, D=0.367) widespread (V=0.633, A=0.456, D=0.713) animosity (V=0.510, A=0.724, D=0.545) first (V=0.625, A=0.500, D=0.788) lady (V=0.854, A=0.481, D=0.602) like (V=0.719, A=0.353, D=0.446) horse (V=0.635, A=0.510, D=0.529)	hate: Negative Anger, Disgust, Fear and Sadness widespread: Positive animosity: Negative Anger, Disgust, Fear and Sadness
	<title>Hillary Clinton: TIME Person of the Year 2016 Runner Up</title> meta name="description" content="See why Hillary Clinton was named as a runner up in TIME's Person of the Year 2016 shortlist" /> Polaridad: No data	

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	Emoción: No data NRC: time (V=0.604, A=0.288, D=0.609) person (V=0.646, A=0.363, D=0.596) year (V=0.542, A=0.284, D=0.415) runner (V=0.459, A=0.747, D=0.632) see (V=0.635, A=0.269, D=0.312) named (V=0.562, A=0.396, D=0.565)	
	<title>Hillary Clinton Fast Facts - CNN.com</title> <meta content="Read Fast Facts from CNN about former Secretary of State Hillary Clinton, and learn more information about the 2016 Democratic presidential candidate." name="description"> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: facts (V=0.688, A=0.471, D=0.693) read (V=0.740, A=0.283, D=0.611) secretary (V=0.612, A=0.426, D=0.561) state (V=0.562, A=0.320, D=0.604) learn (V=0.833, A=0.643, D=0.829) information (V=0.765, A=0.370, D=0.711) democratic (V=0.802, A=0.519, D=0.798) presidential (V=0.612, A=0.656, D=0.972) candidate (V=0.596, A=0.490, D=0.804)	facts: Positive learn: Positive information: Positive candidate: Positive
How to move to Canada?		
	<title>How to move to Canada and become a Canadian citizen - Business Insider</title> <meta name="description" content="Many Americans joke that they want to move to Canada out of fear of what's to come. Here's how you actually do it." /> Polaridad: 27% - Negativo Emoción: Fear NRC: move (V=0.656, A=0.647, D=0.670) become (V=0.641, A=0.583, D=0.643) citizen (V=0.631, A=0.250, D=0.586) joke (V=0.704, A=0.610, D=0.316) want (V=0.671, A=0.642, D=0.598) fear (V=0.073, A=0.840, D=0.293) come (V=0.529, A=0.269, D=0.558)	citizen: Positive joke: Negative fear: Negative Anger and Fear
	<title>How to Move to Canada: 11 Steps (with Pictures) - wikiHow</title> <meta name="description" content="How to Move to Canada. Approximately 250,000 people move to Canada each year. There are multiple paths to legally move to Canada and many people will..." />	

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: move (V=0.656, A=0.647, D=0.670) steps (V=0.511, A=0.349, D=0.373) pictures (V=0.653, A=0.240, D=0.405) approximately (V=0.622, A=0.396, D=0.538) people (V=0.604, A=0.400, D=0.500) year (V=0.542, A=0.284, D=0.415) multiple (V=0.660, A=0.510, D=0.578) path (V=0.590, A=0.245, D=0.421) legally (V=0.771, A=0.482, D=0.842)	
	<title>Moving to Canada from the US Canadian Immigration</title> <meta name="description" content="There are many ways to immigrate to Canada from the United States or to reside in Canada temporarily, but each pathway requires a plan. Learn more about moving to Canada." /> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: moving (V=0.479, A=0.673, D=0.358) immigration (V=0.390, A=0.667, D=0.454) ways (V=0.688, A=0.560, D=0.425) reside (V=0.451, A=0.440, D=0.455) temporarily (V=0.500, A=0.365, D=0.373) pathway (V=0.646, A=0.410, D=0.519) require (V=0.398, A=0.439, D=0.560) plan (V=0.646, A=0.540, D=0.733) learn (V=0.833, A=0.643, D=0.829)	learn: Positive
	<title>Immigrate to Canada</title> <meta name="description" content="Immigrate to Canada" /> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: No data	
	<title itemprop="name">This is what you need to do to move to Canada</title> <meta itemprop="description" name="description" content="Sorry, folks, but escaping a Trump presidency by picking up and moving to Canada won't be easy or cheap." /> Polaridad: No data Emoción: No data NRC: need (V=0.510, A=0.574, D=0.200) move (V=0.656, A=0.647, D=0.670) sorry (V=0.406, A=0.362, D=0.212) presidency (V=0.776, A=0.686, D=0.918) moving (V=0.479, A=0.673, D=0.358)	cheap: Negative career: Positive

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>easy (V=0.865, A=0.194, D=0.373) cheap (V=0.612, A=0.471, D=0.272) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610) career (V=0.740, A=0.712, D=0.606)</p>	
	<p><title>6 reasons to think twice before moving to Canada - MarketWatch</title> <meta name="description" content="You'll gain universal health care, but lose a few other things in the process" ></p> <p>Polaridad: 27% - Negativo Emoción: Sadness NRC: reasons (V=0.583, A=0.460, D=0.571) think (V=0.786, A=0.408, D=0.618) moving (V=0.479, A=0.673, D=0.358) gain (V=0.917, A=0.640, D=0.822) universal (V=0.802, A=0.417, D=0.833) health (V=0.935, A=0.427, D=0.551) care (V=0.729, A=0.370, D=0.500) lose (V=0.115, A=0.538, D=0.176) things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) process (V=0.510, A=0.471, D=0.615)</p>	<p>gain: Positive Joy</p> <p>lose: Negative Anger, Disgust, Fear and Sadness</p>
	<p><title>How to Move from the U.S. to Canada USA Today</title> <meta name="description" content="Canada, America's neighbor to the north, is the world's second-largest country by area and home to more than 34 million residents in 2011, according to the CIA World Factbook. Moving from the ..."></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: move (V=0.656, A=0.647, D=0.670) neighbor (V=0.657, A=0.448, D=0.434) north (V=0.531, A=0.255, D=0.450) world (V=0.622, A=0.394, D=0.750) second (V=0.490, A=0.210, D=0.250) country (V=0.698, A=0.394, D=0.693) area (V=0.490, A=0.306, D=0.464) home (V=0.854, A=0.270, D=0.545) million (V=0.776, A=0.647, D=0.812) resident (V=0.592, A=0.327, D=0.500) moving (V=0.479, A=0.673, D=0.358)</p>	<p>neighbor: Positive</p> <p>resident: Positive</p>
	<p><title>How to move to Canada</title> <meta property="og:description" content="Canada's immigration site is crashing, but we can help in the meantime."/></p> <p>Polaridad: No data Emoción: Sadness NRC: move (V=0.656, A=0.647, D=0.670)</p>	

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	immigration (V=0.390, A=0.667, D=0.454) site (V=0.677, A=0.265, D=0.452) help (V=0.673, A=0.471, D=0.460) meantime (V=0.432, A=0.222, D=0.300)	
	<title>How To Move To Canada As A Skilled Worker</title> <meta name="description" content="This article discusses the Canadian option for skilled workers interested in moving to Canada and explains the mechanics and process for getting permanent residence in Canada." itemprop="description"> Polaridad: 83% - Positivo Emoción: No data NRC: move (V=0.656, A=0.647, D=0.670) skilled (V=0.886, A=0.614, D=0.929) worker (V=0.719, A=0.598, D=0.684) article (V=0.594, A=0.280, D=0.481) option (V=0.512, A=0.427, D=0.359) interested (V=0.750, A=0.529, D=0.725) moving (V=0.479, A=0.673, D=0.358) explain (V=0.719, A=0.517, D=0.736) mechanics (V=0.542, A=0.500, D=0.761) process (V=0.510, A=0.471, D=0.615) permanent (V=0.745, A=0.345, D=0.736) residence (V=0.615, A=0.382, D=0.585)	skilled: Positive option: Positive interested: Positive Disgust and Sadness explain: Positive
	<title>Americans, it's actually quite hard to move to Canada - The Washington Post</title> <meta itemprop="description" name="description" content="Americans spooked by Trump's election are flooding a Canadian website advertising a new life on Cape Breton Island."/> Polaridad: No data Emoción: No data NRC: hard (V=0.302, A=0.708, D=0.616) move (V=0.656, A=0.647, D=0.670) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) website (V=0.615, A=0.442, D=0.526) advertising (V=0.622, A=0.608, D=0.632) new (V=0.917, A=0.490, D=0.582) life (V=0.918, A=0.615, D=0.824) island (V=0.745, A=0.347, D=0.432)	
What to do in San Francisco?		
	<title>The Top 10 Things to Do in San Francisco 2017 - Must See Attractions in San Francisco, CA TripAdvisor</title> <meta property="og:description" content="Book your tickets online for the top things to do in San Francisco, California on TripAdvisor: See 317,927 traveler reviews and photos of San Francisco tourist attractions. Find what to do today, this	attraction: Positive top: Positive

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>weekend, or in August. We have reviews of the best places to see in San Francisco. Visit top-rated & must-see attractions."/></p> <p>Polaridad: 81% - Positivo Emoción: Joy NRC: things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) must (V=0.408, A=0.382, D=0.441) see (V=0.635, A=0.269, D=0.312) attraction (V=0.906, A=0.774, D=0.712) book (V=0.802, A=0.210, D=0.606) ticket (V=0.684, A=0.387, D=0.434) top (V=0.760, A=0.400, D=0.554) traveler (V=0.837, A=0.571, D=0.700) review (V=0.667, A=0.408, D=0.636) photo (V=0.729, A=0.327, D=0.431) tourist (V=0.745, A=0.480, D=0.430) find (V=0.774, A=0.555, D=0.580) today (V=0.806, A=0.306, D=0.362) weekend (V=0.844, A=0.625, D=0.519) have (V=0.757, A=0.389, D=0.593) place (V=0.573, A=0.261, D=0.398) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445)</p>	<p>visit: Positive</p>
	<p><title>Things to Do in San Francisco Before You Die: A SF Must-Do Bucket List - Thrillist</title> <meta name="description" content="Make up your San Francisco bucket list of things to do with these sights to be seen, foods to be eaten, drinks to be drunk, and merriment..."/></p> <p>Polaridad: 27% - Negativo Emoción: No data NRC: things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) die (V=0.031, A=0.765, D=0.259) must (V=0.408, A=0.382, D=0.441) bucket (V=0.408, A=0.167, D=0.336) list (V=0.528, A=0.260, D=0.402) make (V=0.684, A=0.420, D=0.480) food (V=0.888, A=0.324, D=0.527) drinks (V=0.729, A=0.656, D=0.412) drunk (V=0.194, A=0.800, D=0.250) merriment (V=0.948, A=0.721, D=0.632)</p>	<p>die: Negative Fear and Sadness</p> <p>food: Positive Joy</p> <p>merriment: Positive Joy and Surprise</p>
	<p><meta property="og:title" content="The 16 Best Things to Do When You Visit San Francisco"/> <meta name="description" content="Ranking of the top 16 things to do in San Francisco. Travelers favorites include # 1 Golden Gate Bridge, #2 Ferry Building Marketplace and more."/></p> <p>Polaridad: 100% - Positivo Emoción: Joy NRC:</p>	<p>favorite: Positive Joy</p> <p>include: Positive</p> <p>building: Positive</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445) ranking (V=0.540, A=0.592, D=0.680) traveler (V=0.837, A=0.571, D=0.700) favorite (V=0.885, A=0.590, D=0.691) include (V=0.729, A=0.449, D=0.702) golden (V=0.802, A=0.491, D=0.609) gate (V=0.510, A=0.235, D=0.426) bridge (V=0.625, A=0.324, D=0.519) ferry (V=0.604, A=0.509, D=0.389) building (V=0.705, A=0.288, D=0.673) marketplace (V=0.698, A=0.420, D=0.525)	
	<title>The 30 Best Things to Do in San Francisco</title> <meta name="description" content="The 30 Best Things to Do in San Francisco. Here's your key to the city. A definitive guide of the best local spots, as told by local Airbnb hosts"> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) key (V=0.615, A=0.275, D=0.519) city (V=0.847, A=0.531, D=0.508) definitive (V=0.583, A=0.479, D=0.787) guide (V=0.688, A=0.315, D=0.620) local (V=0.656, A=0.269, D=0.452) host (V=0.693, A=0.471, D=0.537)	definitive: Positive guide: Positive
	<title>Free Things to do Today in San Francisco Funcheap</title> <meta name="description" content="A hand-picked list of all the fun stuff happening today in the San Francisco Bay Area like comedy, concerts, fairs & festivals, happy hours and more."/> Polaridad: 95% - Positivo Emoción: Joy NRC: free (V=0.896, A=0.500, D=0.544) things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) today (V=0.806, A=0.306, D=0.362) list (V=0.528, A=0.260, D=0.402) fun (V=0.918, A=0.843, D=0.667) stuff (V=0.622, A=0.367, D=0.263) happening (V=0.646, A=0.529, D=0.555) like (V=0.719, A=0.353, D=0.446) comedy (V=0.918, A=0.555, D=0.490) concert (V=0.938, A=0.867, D=0.718) fair (V=0.812, A=0.557, D=0.643) festival (V=0.870, A=0.706, D=0.714) happy (V=1.000, A=0.735, D=0.772) hour (V=0.552, A=0.265, D=0.336)	fun: Positive Joy fair: Positive festival: Positive Joy and Surprise happy: Positive Joy
	<title>Things to do in and around San Francisco Time Out	including:

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>San Francisco</title> <meta name="description" content="The best things to do in San Francisco, including events, festivals, attractions, tours, free activities, and entertainment" /></p> <p>Polaridad: 91% - Positivo Emoción: No data NRC: things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) including (V=0.700, A=0.378, D=0.518) event (V=0.745, A=0.673, D=0.664) festival (V=0.870, A=0.706, D=0.714) tour (V=0.663, A=0.545, D=0.543) free (V=0.896, A=0.500, D=0.544) activity (V=0.701, A=0.660, D=0.807) entertainment (V=0.847, A=0.750, D=0.569)</p>	<p>Positive</p> <p>festival: Positive Joy and Surprise</p> <p>entertainment: Positive Joy and Surprise</p>
	<p><title>Best things to do in San Francisco for locals and tourists</title> <meta name="description" content="Your ultimate guide to all best things to do in San Francisco—from storied museums and shops to new restaurants and bars" /></p> <p>Polaridad: 92% - Positivo Emoción: Joy NRC: things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) local (V=0.656, A=0.269, D=0.452) tourist (V=0.745, A=0.480, D=0.430) ultimate(V=0.648, A=0.645, D=0.544) guide (V=0.688, A=0.315, D=0.620) museum (V=0.792, A=0.206, D=0.481) shop (V=0.725, A=0.632, D=0.565) new (V=0.917, A=0.490, D=0.582) restaurant (V=0.847, A=0.406, D=0.500) bar (V=0.500, A=0.531, D=0.481)</p>	<p>ultimate: Sadness</p> <p>guide: Positive</p>
	<p><title>21 Best Things To Do In The San Francisco Bay Area, As Explained By Locals HuffPost</title> <meta content="New York was freezing, and I had to leave. Thanks to JetBlue and a \$63 round-trip ticket (yes, you read that right), I headed to the San Francisco Bay Ar..." name="description"></p> <p>Polaridad: 70% - Positivo Emoción: Joy NRC: things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) local (V=0.656, A=0.269, D=0.452) freezing (V=0.327, A=0.367, D=0.471) leave (V=0.375, A=0.315, D=0.295) thanks (V=0.918, A=0.472, D=0.461) ticket (V=0.684, A=0.387, D=0.434) read (V=0.740, A=0.283, D=0.611) right (V=0.740, A=0.352, D=0.710)</p>	<p>freezing: Sadness</p> <p>festival: Negative Sadness and Surprise</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p><title>DoTheBay What to do in The Bay Area</title> <meta name="description" content="Check out what to do today in The Bay Area with DoTheBay" /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: today (V=0.806, A=0.306, D=0.362) checkout (V=0.597, A=0.510, D=0.670)</p>	
	<p><title> San Francisco Travel</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: travel (V=0.931, A=0.689, D= 0.535)</p>	
Where is the Grand Canyon?		
	<p><title>Where Grand Canyon Located - Your Grand Canyon Map</title> <meta property="og:description" content="Where Grand Canyon located? Here you can download your Grand Canyon Map and see it's location. South Rim, Grand Canyon West, Grand Canyon East, North Rim." /></p> <p>Polaridad: No data Emoción: Joy NRC: map (V=0.561, A=0.229, D=0.463) can (V=0.662, A=0.360, D=0.454) download (V=0.602, A=0.490, D=0.503) see (V=0.635, A=0.269, D=0.312) location (V=0.615, A=0.375, D=0.546) south (V=0.562, A=0.265, D=0.429)</p>	
	<p><title>Plan Your Visit - Grand Canyon National Park (U.S. National Park Service)</title> <p itemprop="description">In "More Than A View," Park Ranger Stephanie Sutton invites us to go beyond the rim and explore all that Grand Canyon National Park has to offer; diverse life zones, landforms, and cultural history. </p></p> <p>Polaridad: 85% - Positivo Emoción: Joy NRC: plan (V=0.646, A=0.540, D=0.733) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445) national (V=0.698, A=0.365, D=0.663) park (V=0.816, A=0.343, D=0.414) service (V=0.684, A=0.408, D=0.535) view (V=0.896, A=0.292, D=0.555) ranger (V=0.526, A=0.545, D=0.705)</p>	<p>visit: Positive</p> <p>invite: Positive Joy and Surprise</p> <p>offer: Positive</p> <p>diverse: Positive Negative</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	invite (V=0.745, A=0.655, D=0.611) explore (V=0.776, A=0.660, D=0.727) offer (V=0.750, A=0.745, D=0.596) diverse (V=0.562, A=0.519, D=0.604) life (V=0.918, A=0.615, D=0.824) zone (V=0.531, A=0.349, D=0.382) cultural (V=0.802, A=0.390, D=0.623) history (V=0.729, A=0.382, D=0.754)	
	<title>Directions and Transportation - Grand Canyon National Park (U.S. National Park Service)</title> <meta name="description" content="Directions and Transportation"> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: direction (V=0.719, A=0.330, D=0.684) transportation (V=0.667, A=0.560, D=0.472) national (V=0.698, A=0.365, D=0.663) park (V=0.816, A=0.343, D=0.414) service (V=0.684, A=0.408, D=0.535)	
	<meta property="og:title" content="The 9 Best Things to Do When You Visit Grand Canyon"/> <meta name="description" content="Ranking of the top 9 things to do in Grand Canyon. Travelers favorites include # 1 Grand Canyon Village , #2 North Rim and more."/> Polaridad: 94% - Positivo Emoción: Joy NRC: things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445) ranking (V=0.540, A=0.592, D=0.680) top (V=0.760, A=0.400, D=0.554) traveler (V=0.837, A=0.571, D=0.700) favorite (V=0.885, A=0.590, D=0.691) include (V=0.729, A=0.449, D=0.702)	visit: Positive top: Positive favorite: Positive Joy include: Positive
	<title>Grand Canyon - Wikipedia</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: No data	
	<title>Plan Your Grand Canyon Vacation Hotels, Tours and Lodging National Park Vacation Guide — http://www.grandcanyon.net/ </title> <meta name="description" content="Leading Grand Canyon hotels, lodging and tours guide. National Park vacation guide; see Grand Canyon from Las Vegas, Flagstaff, Sedona or Phoenix. Book Grand Canyon hotels and tours." /> Polaridad: 50% - Neutro	vacation: Positive Joy guide: Positive

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	Emoción: Joy NRC: plan (V=0.646, A=0.540, D=0.733) vacation (V=0.840, A=0.490, D=0.598) hotel (V=0.740, A=0.370, D=0.407) tour (V=0.663, A=0.545, D=0.543) lodging (V=0.713, A=0.286, D=0.527) national (V=0.698, A=0.365, D=0.663) park (V=0.816, A=0.343, D=0.414) guide (V=0.688, A=0.315, D=0.620) leading (V=0.823, A=0.698, D=0.954) see (V=0.635, A=0.269, D=0.312) book (V=0.802, A=0.210, D=0.606)	
	<title>Maps & Location, Grand Canyon Grand Canyon Railway & Hotel, Arizona</title> <meta name="description" content="The Grand Canyon is located in northern Arizona. Find easy-to-follow driving directions to Grand Canyon Railway and information on nearby airports." /> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: map (V=0.561, A=0.229, D=0.463) location (V=0.615, A=0.375, D=0.546) railway (V=0.613, A=0.615, D=0.623) hotel (V=0.740, A=0.370, D=0.407) information (V=0.765, A=0.370, D=0.711) direction (V=0.719, A=0.330, D=0.684) find (V=0.774, A=0.555, D=0.580) airport (V=0.729, A=0.684, D=0.682)	information: Positive
	<title>Places in the Grand Canyon - My Grand Canyon Park</title> <meta name="description" content="Find information about Grand Canyon location, entrances, visitor centers and shuttle stops to get your logistics in order before your vacation." phx-page-meta> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: place (V=0.573, A=0.261, D=0.398) park (V=0.816, A=0.343, D=0.414) find (V=0.774, A=0.555, D=0.580) information (V=0.765, A=0.370, D=0.711) location (V=0.615, A=0.375, D=0.546) entrance (V=0.698, A=0.393, D=0.526) center (V=0.643, A=0.231, D=0.431) shuttle (V=0.531, A=0.591, D=0.547) stop (V=0.280, A=0.510, D=0.490) get (V=0.740, A=0.594, D=0.667) logistics (V=0.633, A=0.500, D=0.730) order (V=0.780, A=0.295, D=0.814)	information: Positive center: Positive vacation: Positive Joy

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	vacation (V=0.840, A=0.490, D=0.598)	
	<title>Grand Canyon Visit Arizona</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445)	visit: Positive
	<title>The Grand Canyon: how to get the most from a short trip</title> <meta name="description" content="On my first trip to the Grand Canyon, I made a classic rookie mistake: part of a longer road trip, I didn't give myself much time and I didn't do any advance research, so I ended up with a version of the Griswold experience. There it was - big, beautiful but somewhat underwhelming. Back in the car."> Polaridad: No data Emoción: Joy NRC: get (V=0.740, A=0.594, D=0.667) short (V=0.184, A=0.264, D=0.237) trip (V=0.875, A=0.643, D=0.538) first (V=0.625, A=0.500, D=0.788) classic (V=0.690, A=0.260, D=0.611) rookie (V=0.583, A=0.370, D=0.198) mistake (V=0.208, A=0.585, D=0.102) part (V=0.663, A=0.278, D=0.360) road (V=0.656, A=0.404, D=0.404) give (V=0.750, A=0.346, D=0.500) time (V=0.604, A=0.288, D=0.609) advance (V=0.673, A=0.472, D=0.858) research (V=0.633, A=0.663, D=0.741) ended (V=0.302, A=0.500, D=0.500) version (V=0.604, A=0.423, D=0.538) experience (V=0.827, A=0.618, D=0.905) big (V=0.802, A=0.588, D=0.812) beautiful (V=0.875, A=0.614, D=0.648) back (V=0.438, A=0.353, D=0.336) car (V=0.776, A=0.540, D=0.500)	trip: Surprise classic: Positive mistake: Negative Sadness advance: Positive Fear, Joy and Surprise beautiful: Positive Joy
What is the mannequin challenge?		
	<title>What is the Mannequin Challenge? The best videos so far </title> <meta name="description" content="Planking was cool in 2010, we had the Ice Bucket Challenge two years ago and now Mannequin Challenge videos are sweeping the web."> Polaridad: 88% - Positivo Emoción: Joy NRC:	challenge: Negative Anger and Fear cool: Positive

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) video (V=0.646, A=0.577, D=0.427) cool (V=0.885, A=0.540, D=0.781) ice (V=0.440, A=0.265, D=0.219) bucket (V=0.408, A=0.167, D=0.336) years (V=0.653, A=0.330, D=0.508) ago (V=0.317, A=0.280, D=0.404) sweeping (V=0.344, A=0.431, D=0.355) web (V=0.583, A=0.411, D=0.519)	
	<title>Mannequin Challenge - Wikipedia</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713)	challenge: Negative Anger and Fear
	<title>Top 15 Best Mannequin Challenge Compilation (#MannequinChallenge) - YouTube</title> <meta name="description" content="Top 15 Best Mannequin Challenge Compilation (#MannequinChallenge) Subscribe to never miss a video: https://goo.gl/bWZ49n Follow us on Twitter to be informe..."> Polaridad: 92% - Positivo Emoción: Joy NRC: top (V=0.760, A=0.400, D=0.554) mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) compilation (V=0.530, A=0.512, D=0.606) subscribe (V=0.660, A=0.344, D=0.591) miss (V=0.573, A=0.490, D=0.408) video (V=0.646, A=0.577, D=0.427) follow (V=0.667, A=0.509, D=0.600)	challenge: Negative Anger and Fear top: Positive
	<title>What Is The Mannequin Challenge Song? This One Is A Real "Crowd Pleaser"</title> <meta name="description" content="If you've watched enough of the Mannequin Challenge videos on the internet to have the song featured in them stuck in your head for the next century, you are undoubtedly wondering, "What is the Mannequin Challenge song?" The reason you might not know"> Polaridad: 89% - Positivo Emoción: Joy NRC: mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) song (V=0.854, A=0.413, D=0.500) real (V=0.719, A=0.510, D=0.717) crowd (V=0.350, A=0.827, D=0.731) video (V=0.646, A=0.577, D=0.427)	challenge: Negative Anger and Fear real: Positive reason: Positive

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	internet (V=0.760, A=0.462, D=0.755) stuck (V=0.153, A=0.644, D=0.285) head (V=0.530, A=0.472, D=0.558) century (V=0.407, A=0.347, D=0.735) reason (V=0.781, A=0.455, D=0.712) know (V=0.765, A=0.361, D=0.704)	
	<title>What is the Mannequin Challenge? How did it start? Who has done it?</title> <meta name='description' content='The new social media craze is sweeping the internet - here's everything you need to know about it' /> Polaridad: No data Emoción: No data NRC: mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) start (V=0.684, A=0.430, D=0.589) new (V=0.917, A=0.490, D=0.582) social (V=0.806, A=0.370, D=0.614) media (V=0.500, A=0.330, D=0.464) craze (V=0.255, A=0.657, D=0.435) sweeping (V=0.344, A=0.431, D=0.355) internet (V=0.760, A=0.462, D=0.755) need (V=0.510, A=0.574, D=0.200) know (V=0.765, A=0.361, D=0.704)	challenge: Negative Anger and Fear
	<title>What is the mannequin challenge? Everything you need to know Metro News</title> <meta name="description" content="There are two words to describe all those motionless videos people have been posting... and those are 'mannequin challenge'." /> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) need (V=0.510, A=0.574, D=0.200) know (V=0.765, A=0.361, D=0.704) words (V=0.710, A=0.216, D=0.473) describe (V=0.542, A=0.472, D=0.555) motionless (V=0.323, A=0.210, D=0.246) video (V=0.646, A=0.577, D=0.427) people (V=0.604, A=0.400, D=0.500)	challenge: Negative Anger and Fear words: Negative Anger
	<title>Finding Meaning in the Mannequin Challenge That Has Made Rae Sremmurd's "Black Beatles" the #1 Song in America - The Atlantic</title> <meta name="description" content="Is it just a coincidence that the No. 1 song in the country owes its popularity to people hitting pause on history?"> Polaridad: No data	challenge: Negative Anger and Fear coincidence: Surprise popularity:

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	Emoción: Joy NRC: finding (V=0.796, A=0.469, D=0.664) meaning (V=0.663, A=0.395, D=0.625), mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713)MA song (V=0.854, A=0.413, D=0.500) coincidence (V=0.612, A=0.450, D=0.518) country (V=0.698, A=0.394, D=0.693) popularity (V=0.896, A=0.784, D=0.861) people (V=0.604, A=0.400, D=0.500) pause (V=0.429, A=0.188, D=0.264) history (V=0.729, A=0.382, D=0.754)	Positive
	<title >Best "Mannequin Challenge" Videos, Beyoncé, Michelle Obama Time.com</title>>description="A roundup of the most mesmerizing viral videos from the trend, featuring average teens, Beyoncé, Michelle Obama, Ellen DeGeneres, and more." data-reactid="9"/> Polaridad: 97% - Positivo Emoción: Joy NRC: video (V=0.646, A=0.577, D=0.427) roundup (V=0.520, A=0.580, D=0.474) viral (V=0.240, A=0.612, D=0.518) trend (V=0.625, A=0.458, D=0.706) average (V=0.684, A=0.280, D=0.455) teens (V=0.653, A=0.660, D=0.440)	trend: Positive teens: Positive Negative
	<title>Where Did The Mannequin Challenge Come From? A Look Into The Meme Sweeping The Nation</title> <meta name="description" content="Now that the #MannequinChallenge is sweeping the nation so unstoppably that even Hillary Clinton and her crew have taken it, a lot of people are wondering: where did the mannequin challenge come from? As it turns out, the origins of the mannequin cha"> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) look (V=0.719, A=0.429, D=0.615) sweeping (V=0.344, A=0.431, D=0.355) nation (V=0.594, A=0.443, D=0.821) crew (V=0.604, A=0.598, D=0.735) have (V=0.757, A=0.389, D=0.593) lot (V=0.531, A=0.215, D=0.370) people (V=0.604, A=0.400, D=0.500) come (V=0.529, A=0.269, D=0.558) turn (V=0.531, A=0.398, D=0.482) origin (V=0.729, A=0.435, D=0.591)	challenge: Negative Anger and Fear
	<title>What Is the Mannequin Challenge? Teens Freezing in	challenge:

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>Place</title> <meta name="description" content="The hot new trend is standing frozen in place."></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) teens (V=0.653, A=0.660, D=0.440) freezing (V=0.327, A=0.367, D=0.471) place (V=0.573, A=0.261, D=0.398) hot (V=0.490, A=0.740, D=0.573) new (V=0.917, A=0.490, D=0.582) trend (V=0.625, A=0.458, D=0.706) standing (V=0.604, A=0.317, D=0.425) frozen (V=0.344, A=0.346, D=0.375)</p>	<p>Negative Anger and Fear</p> <p>teens: Positive Negative</p> <p>freezing: Negative</p> <p>hot: Anger</p> <p>trend: Positive</p> <p>standing: Positive</p>
Who won the election?		
	<p><title>Who Won the Montana Special Election? Watch Live Results Here</title> <meta name="description" content="Republican Greg Gianforte and Democrat Rob Quist square off in a contentious special election—one that included the GOP candidate attacking a reporter on the eve of the vote."/></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Joy NRC: special (V=0.844, A=0.602, D=0.730) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) watch (V=0.531, A=0.346, D=0.423) live (V=0.880, A=0.673, D=0.676) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) republican (V=0.398, A=0.551, D=0.664) democrat (V=0.582, A=0.400, D=0.755) square (V=0.509, A=0.340, D=0.291) contentious (V=0.422, A=0.573, D=0.637) included (V=0.760, A=0.402, D=0.570) candidate (V=0.596, A=0.490, D=0.804) attacking (V=0.276, A=0.837, D=0.642) reporter (V=0.531, A=0.550, D=0.604) vote (V=0.582, A=0.500, D=0.649)</p>	<p>special: Positive Joy</p> <p>watch: Fear</p> <p>contentious: Negative Anger, Disgust and Fear</p> <p>included: Positive</p> <p>candidate: Positive</p> <p>attacking: Negative Anger, Disgust, Fear, Sadness and Surprise</p> <p>reporter: Positive</p> <p>vote: Positive, Negative Anger, Joy, Sadness and Surprise</p>
	<title>Who won the 2017 general election? Full results and map with every constituency as Tories endure shocking night -	full: Positive

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>Mirror Online</title> <meta name="description" content="Find out how Labour, the Tories, the Lib Dems, SNP, Ukip and more did in your area with our seat-by-seat breakdown, highlights and interactive map"></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) full (V=0.602, A=0.255, D=0.704) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) map (V=0.561, A=0.229, D=0.463) constituency (V=0.500, A=0.480, D=0.696), endure (V=0.320, A=0.610, D=0.574) shocking (V=0.378, A=0.853, D=0.833) night (V=0.598, A=0.396, D=0.404) find (V=0.774, A=0.555, D=0.580) area (V=0.490, A=0.306, D=0.464) seat (V=0.542, A=0.281, D=0.434) breakdown (V=0.365, A=0.423, D=0.361) highlight (V=0.844, A=0.637, D=0.882) interactive (V=0.727, A=0.811, D=0.770)</p>	<p>endure: Positive</p> <p>breakdown: Negative</p> <p>general: Positive</p> <p>endure: Positive</p>
	<p><title>What time will we know who won? Hour-by-hour election night guide Politics The Guardian</title> <meta name="description" content="What to look out for as the night unfolds, including key bellwether seats, potential upsets, and how to tell who is doing well"/></p> <p>Polaridad: 89% - Positivo Emoción: Sadness NRC: time (V=0.604, A=0.288, D=0.609) know (V=0.765, A=0.361, D=0.704) hour (V=0.552, A=0.265, D=0.336) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) night (V=0.598, A=0.396, D=0.404) guide (V=0.688, A=0.315, D=0.620) politics (V=0.250, A=0.528, D=0.855) look (V=0.719, A=0.429, D=0.615) unfold (V=0.612, A=0.510, D=0.520) including (V=0.700, A=0.378, D=0.518) key (V=0.615, A=0.275, D=0.519) seat (V=0.542, A=0.281, D=0.434) potential (V=0.806, A=0.625, D=0.840) upset (V=0.071, A=0.680, D=0.330) tell (V=0.551, A=0.350, D=0.457)</p>	<p>guide: Positive</p> <p>politics: Anger</p> <p>unfold: Positive</p> <p>including: Positive</p> <p>upset: Negative Anger and Sadness</p>
	<p><title>Election Results: Gianforte Wins U.S. House Seat in Montana – Election Results 2017 – The New York Times</title> <meta itemprop="description" name="description" content="Maps and results in the special election for a House</p>	<p>special: Positive Joy</p> <p>interior:</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	<p>seat vacated by Ryan Zinke, now interior secretary." /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) win (V=0.927, A=0.694, D=0.888) house (V=0.587, A=0.135, D=0.533) seat (V=0.542, A=0.281, D=0.434) map (V=0.561, A=0.229, D=0.463) special (V=0.844, A=0.602, D=0.730) interior (V=0.618, A=0.157, D=0.462) secretary (V=0.612, A=0.426, D=0.561)</p>	<p>Positive Disgust</p>
	<p><title>2016 City Council Election City of Menlo Park - Official Website</title></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: city (V=0.847, A=0.531, D=0.508) council (V=0.875, A=0.279, D=0.635) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) website (V=0.615, A=0.442, D=0.526)</p>	<p>council: Positive</p>
	<p><title>When do we find out who won the General Election? Politics News Express.co.uk</title> <meta name="description" content="VOTERS and politicians alike are restlessly waiting for the results of the General Election. But when do we find out who won the 2017 Election?"></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: find (V=0.774, A=0.555, D=0.580) general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) politics (V=0.250, A=0.528, D=0.855) news (V=0.633, A=0.580, D=0.610) voter (V=0.612, A=0.538, D=0.754) politician (V=0.323, A=0.551, D=0.863) alike (V=0.653, A=0.173, D=0.444) waiting (V=0.239, A=0.339, D=0.333) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652)</p>	<p>politics: Anger</p> <p>general: Positive</p>
	<p><title>Who won the election 2017, what did the exit poll say and how does the voting system work?</title> <meta name='description' content='General Election 2017 results - who won and how the voting system works' /></p> <p>Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data</p>	<p>general: Positive</p>

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	NRC: election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) exit (V=0.370, A=0.353, D=0.399) poll (V=0.552, A=0.500, D=0.554) say (V=0.571, A=0.310, D=0.482) voting (V=0.615, A=0.602, D=0.768) system (V=0.615, A=0.346, D=0.764) work (V=0.719, A=0.596, D=0.750) general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652)	
	<title>Official Election Site of San Mateo County - Vote!</title> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: No data NRC: official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) site (V=0.677, A=0.265, D=0.452) county (V=0.479, A=0.368, D=0.545) vote (V=0.582, A=0.500, D=0.649)	vote: Positive, Negative Anger, Joy, Sadness and Surprise
	<title>Who really won Bush-Gore election? - CNNPolitics.com</title> <meta content="After the grueling 36-day Florida recount battle, Al Gore conceded the presidency to George W. Bush on December 13, 2000." property="og:description"> Polaridad: 50% - Neutro Emoción: Anger NRC: election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) grueling (V=0.180, A=0.763, D=0.704) day (V=0.719, A=0.269, D=0.389) recount (V=0.479, A=0.402, D=0.509) battle (V=0.365, A=0.945, D=0.868) presidency (V=0.776, A=0.686, D=0.918) december (V=0.740, A=0.540, D=0.464)	battle: Negative Anger
	<title>Why Donald Trump won — and how Hillary Clinton lost: 13 theories explain the stunning election - Salon.com</title> <meta name="description" content="Trump did what millions thought impossible: he was — sort of — elected president of the United States. Here's why" /> Polaridad: No data Emoción: Sadness NRC: lost (V=0.199, A=0.663, D=0.148) explain (V=0.719, A=0.517, D=0.736) stunning (V=0.888, A=0.673, D=0.858) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) million (V=0.776, A=0.647, D=0.812)	lost: Negative Sadness explain: Positive impossible: Negative Sadness president: Positive

Término de búsqueda	Texto <Meta Tags> analizado Resultados Text Analytics, Tone Analyzer y NRC Lexicon	Resultados EmoLex
	thought (V=0.780, A=0.315, D=0.571) impossible (V=0.153, A=0.510, D=0.407) sort (V=0.673, A=0.389, D=0.674) president (V=0.677, A=0.622, D=0.973)	

Fuente: elaboración propia.

RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE LAS ETIQUETAS <TITLE> Y <DESCRIPTION>

Tras analizar las metas de los 149 resultados de búsqueda con las mismas herramientas, comprobamos que Tone Analyzer muestra datos representativos para 70 de los 149 casos, Text Analytics para 131 y el léxico de NRC para 133 de los resultados. En el caso de Text Analytics, no se muestran resultados cuando las metas incluyen códigos html o caracteres especiales.

Resultados de las herramientas

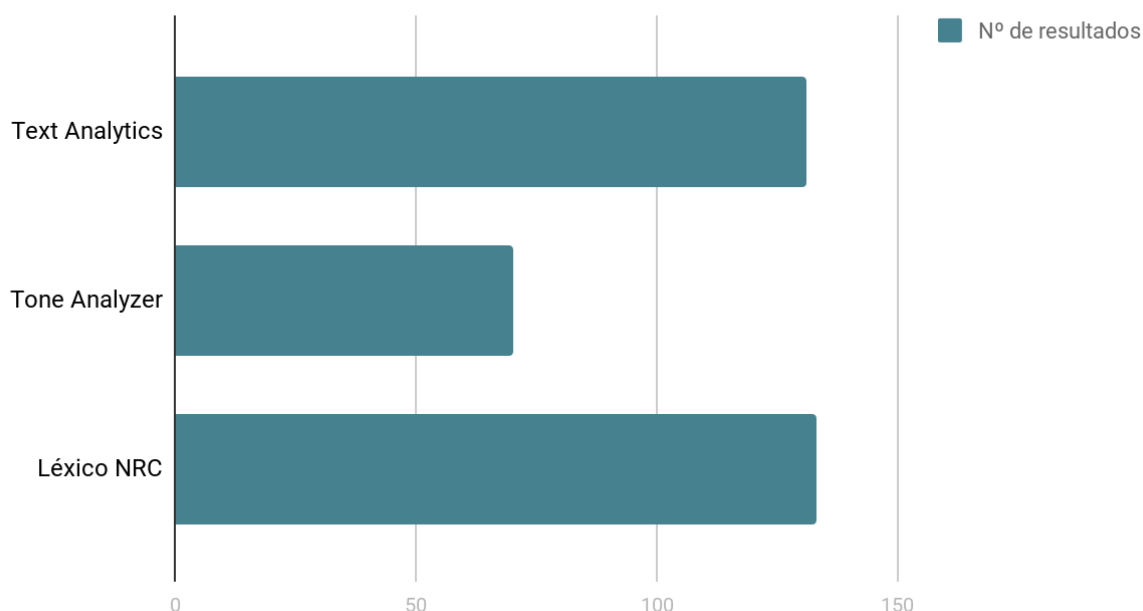


Gráfico 5: número de resultados ofrecidos por las diferentes herramientas para el análisis de las *meta tags*.

Fuente: elaboración propia.

Text Analytics: esta herramienta ha mostrado datos en 131 casos de los 149, es decir, el 87,91% de los resultados. Según Text Analytics, el 27,5% son positivos (41 casos), el 51% son neutros (76 casos), el 9,4% negativos (14 casos) y el 12,1% no muestra datos (18 casos). Estos datos varían con respecto al análisis de la etiqueta <title> por separado, obteniendo en esta ocasión un mayor número de resultados positivos. Sin embargo, se ha obtenido un menor número de resultados en total debido al problema de lectura de códigos y caracteres especiales presentes en algunas <metas>.

Tone Analyzer: ha mostrado datos para 70 de los 149 resultados, por lo tanto, contamos con datos del 47% de los casos analizados. De los 70 resultados, 50 fueron clasificados como Joy, 16 como Sadness, 2 como Fear y 2 como Anger. El número de resultados obtenido con respecto al análisis de la etiqueta <title> es más del doble.

NRC: para el análisis de sentimiento en este estudio se utilizan los datos ofrecidos por los dos léxicos de NRC. Si comparamos las palabras empleadas en las metas de los resultados de búsqueda con las tablas para saber la carga afectiva, NRC arroja resultados en 133 ocasiones, (el 89,26% de los casos). La carga afectiva de las palabras encontradas en el léxico coincide en 49 ocasiones con los resultados de Text Analytics y en 43 ocasiones con los resultados de Tone Analyzer. Teniendo en cuenta que Tone Analyzer muestra datos para 70 resultados, encontramos que ambas herramientas coinciden en el 61,4% de los casos. Esto supone que la coincidencia de ambas herramientas se ha duplicado respecto al análisis del <title> como unidad independiente.

Realizamos el mismo procedimiento con la etiqueta <H1> de los diferentes resultados de búsqueda y analizamos con Text Analytics los datos de polaridad positivo-negativo, con Tone Analyzer los datos obtenidos sobre la presencia de emociones y con los léxicos NRC, identificamos las diferentes palabras presentes con valores afectivos. Los resultados de las herramientas muestran lo siguiente:

Tabla 9

Análisis emocional de la etiqueta <H1>

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
Powerball				
	No data	No data	No data	No data
	Play Overview	96% - Positivo	No data	play (V=0.812, A=0.765, D=0.358)
	Powerball reveals \$447.8 million winner in California	50% - Neutro	No data	reveal (V =0.493, A=0.637, D=0.526) million (V =0.776, A=0.647, D=0.812) winner (V =0.960, A=0.810, D=0.886) - Positive, Joy and Surprise
	Powerball	76% - Positivo	No data	No data
	Current Annuity Jackpot: \$132 Million	50% - Neutro	No data	current (V=0.625, A=0.312, D=0.612) annuity (V=0.521, A=0.304, D=0.527) million (V=0.776, A=0.647, D=0.812)
	10 Things To Do When You Win The Lottery	85% - Positivo	0.70 Joy	win (V=0.927, A=0.694, D=0.888) lottery (V=0.771, A=0.731, D=0.491)
	What If You Bought All 292 Million of the Possible Powerball Combinations?	50% - Neutro	No data	million (V=0.776, A=0.647, D=0.812) possible (V=0.688, A=0.316, D=0.548) combination (V=0.708, A=0.480, D=0.726)
	Everyone Is Freaking Out About The \$1.5 Billion Powerball, And The Stats Agree	50% - Neutro	No data	billion (V=0.719, A=0.564, D=0.782) agree (V=0.906, A=0.260, D=0.545) - Positive
Prince				

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
	Prince (musician)	50% - Neutro	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) - Positive musician (V=0.816, A=0.509, D=0.618)
	Prince	50% - Neutro	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) - Positive
	Twitter	50% - Neutro	No data	No data
	A Final Visit With Prince: Rolling Stone's Lost Cover Story	50% - Neutro	0.58 Sadness	final (V=0.276, A=0.575, D=0.508) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445) - Positive prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) - Positive lost (V=0.199, A=0.663, D=0.148) - Negative, Sadness cover (V=0.365, A=0.240, D=0.471) story (V=0.653, A=0.406, D=0.704)
	Prince's Closest Friends Share Their Best Prince Stories	50% - Neutro	0.78 Joy	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) - Positive share (V=0.759, A=0.548, D=0.545) - Positive, Joy friends (V=0.929, A=0.510, D=0.625) - Positive, Joy
	Prince, an Artist Who Defied Genre, Is Dead at 57	7% - Negativo	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) - Positive artist (V=0.802, A=0.442, D=0.732) genre (V=0.520, A=0.433, D=0.500) dead (V=0.052, A=0.454, D=0.194)
	Prince	50% - Neutro	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) - Positive

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
	Prince	50% - Neutro	No data	prince (V=0.888, A=0.464, D=0.870) - Positive
	Log in to listen for free	81% - Positivo	No data	listen (V=0.771, A=0.360, D=0.445) free (V=0.896, A=0.500, D=0.544)
	No data	No data	No data	No data
Hurricane Matthew				
	Hurricane Matthew	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) - Negative, Fear
	Hurricane Matthew Recap: Destruction From the Caribbean to the United States	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) - Negative, Fear destruction (V=0.102, A=0.929, D=0.613) - Negative, Anger
	No data	No data	No data	No data
	Hurricane Matthew lashes Charleston as weakened Cat 1 storm	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) - Negative, Fear lash (V=0.235, A=0.794, D=0.609) - Negative, Anger and Fear weakened (V=0.373, A=0.304, D=0.092) - Negative storm (V=0.188, A=0.940, D=0.543) - Negative, Anger
	Hurricane Matthew Avoids Direct Hit on Florida, Continues North	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) - Negative, Fear avoid (V=0.427, A=0.442, D=0.415) - Negative, Fear direct (V=0.793, A=0.403, D=0.650) hit (V=0.235, A=0.931, D=0.679) - Negative, Anger continue (V=0.630, A=0.427, D=0.612) - Positive north (V=0.531, A=0.255,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
				D=0.450)
	Hurricane Matthew: An Ominous Glimpse Of The Future	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) - Negative, Fear ominous (V=0.255, A=0.730, D=0.510) - Negative, Fear glimpse (V=0.646, A=0.480, D=0.455) future (V=0.888, A=0.644, D=0.786)
	Post-Tropical Cyclone Matthew	50% - Neutro	No data	tropical (V=0.740, A=0.461, D=0.509) cyclone (V=0.416, A=0.796, D=0.673) - Negative, Fear and Surprise
	Post-Tropical Cyclone Matthew	50% - Neutro	No data	tropical (V=0.740, A=0.461, D=0.509) cyclone (V=0.416, A=0.796, D=0.673) - Negative, Fear and Surprise
	Hurricane Matthew	50% - Neutro	No data	hurricane (V=0.177, A=0.958, D=0.787) - Negative, Fear
	No data	No data	No data	No data
Pokémon Go				
	Pokémon Go	19% - Negativo	No data	No data
	Pokémon GO	19% - Negativo	No data	No data
	Pokémon GO	19% - Negativo	No data	No data
	Facebook	50% - Neutro	No data	No data
	UPDATES	78% - Positivo	No data	update (V=0.698, A=0.535, D=0.802)
	No data	No data	No data	No data
	Twitter	50% - Neutro	No data	No data
	No data	No data	No data	No data
	Ten Things I Wish I	16% - Negativo	No data	things (V=0.519, A=0.250,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
	Knew When I Started "Pokémon GO"			D=0.368) wish (V= 7.09, A=5.16, D=5.28)
	The Tragedy of Pokémon Go	50% - Neutro	0.65 Sadness	tragedy (V=0.052, A=0.843, D=0.340) - Negative, Fear and Sadness
	Pokémon Go review: not a good game... but a great experience	95% - Positivo	No data	review (V=0.667, A=0.408, D=0.636) good (V=0.938, A=0.368, D=0.534) - Positive, Joy and Surprise game (V=0.735, A=0.788, D=0.493) great (V=0.958, A=0.665, D=0.810) experience (V=0.827, A=0.618, D=0.905)
Slither.io				
	No data	No data	No data	No data
	Slither.io	26% - Negativo	No data	No data
	slither.io	26% - Negativo	No data	No data
	No data	No data	No data	No data
	No data	No data	No data	No data
	slither.io	26% - Negativo	No data	No data
	slither.io	26% - Negativo	No data	No data
	No data	No data	No data	No data
	No data	No data	No data	No data
	Facebook	50% - Neutro	No data	No data
Olympics				
	No data	No data	No data	No data
	Twitter	50% - Neutro	No data	No data

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
	Olympic Games	75% - Positivo	No data	game (V=0.735, A=0.788, D=0.493)
	2018 PyeongChang Olympic Games	50% - Neutro	No data	game (V=0.735, A=0.849, D=0.493)
	Hosting The Olympics Is A Terrible Investment	50% - Neutro	No data	terrible (V=0.061, A=6.27, D=0.604) - Negative, Anger, Disgust, Fear and Sadness investment (V=0.720, A=0.592, D=0.745)
	Why Are Jim Thorpe's Olympic Records Still Not Recognized?	50% - Neutro	No data	record (V=0.552, A=0.421, D=0.500) recognized (V=0.875, A=0.458, D=0.786)
	Does Hosting the Olympics Actually Pay Off?	20% - Negativo	0.50 Joy	payoff (V=0.740, A=0.644, D=0.673)
	No data	No data	No data	No data
	Make a Difference	97% - Positivo	No data	make (V=0.684, A=0.420, D=0.480) difference (V=0.474, A=0.560, D=0.483)
	Latest All Articles About Olympics	4% - Negativo	No data	articles (V=0.552, A=0.324, D=0.565)
David Bowie				
	David Bowie	50% - Neutro	No data	No data
	David Bowie	50% - Neutro	No data	No data
	Twitter	50% - Neutro	No data	No data
	David Bowie discography	74% - Positivo	No data	No data
	Iman (model)	50% - Neutro	No data	model (V=0.607, A=0.388, D=0.723) - Positive
	The leading information resource for the entertainment industry	88% - Positivo	No data	leading (V=0.823, A=0.698, D=0.954) information (V=0.765, A=0.370, D=0.711) - Positive

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
				resource (V=0.740, A=0.357, D=0.749) - Positive, Joy entertainment (V=0.847, A=0.750, D=0.569) - Positive, Joy and Surprise industry (V=0.650, A=0.447, D=0.836)
	I Lost My Virginity to David Bowie	1% - Negativo	0.73 Sadness	lost (V=0.199, A=0.663, D=0.148) - Negative, Sadness virginity (V=0.691, A=0.676, D=0.576) - Positive
	David Bowie Dies at 69; Star Transcended Music, Art and Fashion	11% - Negativo	0.62 Joy	die (V=0.031, A=0.765, D=0.259) - Negative, Fear and Sadness star (V=0.833, A=0.418, D=0.560) - Positive, Joy music (V=0.833, A=0.563, D=0.605) - Positive, Joy and Sadness art (V=0.812, A=0.360, D=0.603) - Positive, Joy, Sadness and Surprise fashion (V=0.827, A=0.616, D=0.589)
	David Bowie Bio	50% - Neutro	No data	No data
	No data	No data	No data	No data
Trump				
	Twitter	50% - Neutro	No data	No data
	Trump: House intel top Democrat Adam Schiff is 'sleazy'	95% - Positivo	No data	house (V=0.587, A=0.135, D=0.533) top (V=0.760, A=0.400, D=0.554) - Positive democrat (V=0.582, A=0.400, D=0.755) sleazy (V=0.292, A=0.674, D=0.370)
	In Taking Aim at His	50% - Neutro	No data	aim (V=0.481, A=0.569,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
	Attorney General, Trump Tests Sessions's Views			D=0.567) attorney (V=0.600, A=0.594, D=0.754) - Positive, Anger and Fear general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) - Positive test (V=0.449, A=0.500, D=0.509) sessions (V=0.646, A=0.578, D=0.650)
	No data	No data	No data	No data
	Donald Trump	50% - Neutro	No data	No data
	Jared Kushner just threw Donald Trump Jr. under the bus. Bigly.	50% - Neutro	No data	bus (V=0.407, A=0.411, D=0.400)
	Donald John Trump	50% - Neutro	No data	No data
	Donald Trump	50% - Neutro	No data	No data
	Inside the Trump Marriage: Melania's Burden	50% - Neutro	0.77 Sadness	inside (V=0.612, A=0.404, D=0.472) marriage (V=0.844, A=0.684, D=0.750) - Positive, Joy burden (V=0.367, A=0.583, D=0.697)
	No data	No data	No data	No data
Election				
	The leading information resource for the entertainment industry	88% - Positivo	No data	leading (V=0.823, A=0.698, D=0.954) information (V=0.765, A=0.370, D=0.711) - Positive resource (V=0.740, A=0.357, D=0.749) entertainment (V=0.847, A=0.750, D=0.569) - Positive, Joy and Surprise industry (V=0.650, A=0.447,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
				D=0.836)
	Election	76% - Positivo	0.89 Anger 0.83 Fear	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
	Twitter	50% - Neutro	No data	No data
	U.S. judge allows Trump election commission to seek voting data	50% - Neutro	No data	judge (V=0.510, A=0.604, D=0.857) allow (V=0.698, A=0.429, D=0.538) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) commission (V=0.677, A=0.480, D=0.571) seek (V=0.622, A=0.429, D=0.482) voting (V=0.615, A=0.602, D=0.768) data (V=0.500, A=0.250, D=0.426)
	Election	76% - Positivo	0.89 Anger 0.83 Fear	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
	Results	50% - Neutro	No data	results (V=0.812, A=0.490, D=0.652)
	Election Results (Resultados Electorales)	50% - Neutro	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652)
	Elections	76% - Positivo	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
	Hillary Clinton Is Furious. And Resigned. And Funny. And Worried.	8% - Negativo	0.70 Anger	furious (V=0.062, A=0.953, D=0.598) - Negative, Anger and Disgust resigned (V=0.240, A=0.170, D=0.268) - Negative, Sadness funny (V=0.918, A=0.610, D=0.566) worried (V=0.094, A=0.824,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
				D=0.395) - Negative, Sadness
	How to Hack an Election	22% - Negativo	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) hack (V=0.135, A=0.717, D=0.534)
Hillary Clinton				
	Welcome to the Office of Hillary Rodham Clinton	99% - Positivo	0.63 Joy	office (V=0.427, A=0.302, D=0.509)
	Twitter	50% - Neutro	No data	No data
	Hillary Clinton	50% - Neutro	No data	No data
	Chuck Schumer just threw Hillary Clinton under the bus	50% - Neutro	No data	bus (V=0.407, A=0.411, D=0.400)
	But What About Hillary Clinton?	26% - Negative	No data	No data
	No data	No data	No data	No data
	Chuck Schumer's shot at Hillary Clinton?	No data	No data	No data
	Why Do People Hate Hillary Clinton So Much?	3% - Negativo	No data	people (V=0.604, A=0.400, D=0.500) hate (V=0.031, A=0.802, D=0.430) - Negative, Anger, Disgust, Fear and Sadness
	No data	No data	No data	No data
	Hillary Clinton Fast Facts	50% - Neutro	No data	No data
How to move to Canada?				
	How to move to Canada and become a Canadian citizen	74% - Positivo	No data	move (V=0.656, A=0.647, D=0.670) become (V=0.641, A=0.583, D=0.643) citizen (V=0.631, A=0.250, D=0.586) - Positive

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
	wiki How to Move to Canada	80% - Positivo	No data	move (V=0.656, A=0.647, D=0.670)
	Moving to Canada from the U.S.	50% - Neutro	No data	moving (V=0.479, A=0.673, D=0.358)
	Immigrate to Canada	50% - Neutro	No data	No data
	This is what you need to do to move to Canada	29% - Negativo	No data	need (V=0.510, A=0.574, D=0.200) move (V=0.656, A=0.647, D=0.670)
	6 reasons to think twice before moving to Canada	50% - Neutro	No data	reasons (V=0.583, A=0.460, D=0.571) - Positive think (V=0.786, A=0.408, D=0.618) moving (V=0.479, A=0.673, D=0.358)
	How to Move from the U.S. to Canada	50% - Neutro	No data	move (V=0.656, A=0.647, D=0.670)
	How to move to Canada	72% - Positive	0.29 Joy	move (V=0.656, A=0.647, D=0.670)
	How To Move To Canada As A Skilled Worker	50% - Neutro	No data	move (V=0.656, A=0.647, D=0.670) skilled (V=0.886, A=0.614, D=0.929) - Positive worker (V=0.719, A=0.598, D=0.684)
	Americans, it's actually quite hard to move to Canada	No data	0.55 Sadness	hard (V=0.302, A=0.708, D=0.616) move (V=0.656, A=0.647, D=0.670)
What to do in San Francisco?				
	Things to Do in San Francisco, CA - San Francisco Attractions	50% - Neutro	No data	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368) attraction (V=0.906, A=0.774, D=0.712) - Positive
	The SF Bucket List: Everything You Need	9% - Negativo	0.58 Sadness	bucket (V=0.408, A=0.167, D=0.336)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
	to Do Before You Die			list (V=0.528, A=0.260, D=0.402) need (V=0.510, A=0.574, D=0.200) die (V=0.031, A=0.765, D=0.259) - Negative, Fear and Sadness
	Best Things To Do in San Francisco	94% - Positivo	0.71 Joy	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368)
	Things to Do in San Francisco	28% - Negativo	No data	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368)
	Today: September 21, 2017	71% - Positivo	No data	today (V=0.806, A=0.306, D=0.362)
	Things to do	14% - Negativo	No data	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368)
	The 49 best things to do in San Francisco	86% - Positivo	0.69 Joy	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368)
	21 Best Things To Do In The San Francisco Bay Area, As Explained By Locals	50% - Neutro	0.63 Joy	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368)
	What to do in The Bay Area Today	50% - Neutro	No data	No data
	SAN FRANCISCO	50% - Neutro	No data	No data
Where is the Grand Canyon?				
	Where Is Grand Canyon Located – Your Grand Canyon Map	No data	0.55 Joy	map (V=0.561, A=0.229, D=0.463)
	Plan Your Visit	89% - Positivo	No data	plan (V=0.646, A=0.540, D=0.733) visit (V=0.771, A=0.443, D=0.445) - Positive
	Directions and Transportation	75% - Positivo	No data	direction (V=0.719, A=0.330, D=0.684) transportation (V=0.667,

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
				A=0.560, D=0.472)
	Best Things To Do in Grand Canyon	94% - Positivo	0.88 Joy	things (V=0.519, A=0.250, D=0.368)
	Grand Canyon	50% - Neutro	0.67 Joy	No data
	Plan Your Grand Canyon Vacation	82% - Positivo	0.62 Joy	plan (V=0.646, A=0.540, D=0.733) vacation (V=0.840, A=0.490, D=0.598) - Positive, Joy
	Grand Canyon Railway & Hotel, Arizona	50% - Neutro	0.72 Joy	railway (V=0.613, A=0.615, D=0.623) hotel (V=0.740, A=0.370, D=0.407)
	Places	76% - Positivo	No data	place (V=0.573, A=0.261, D=0.398)
	Discover the Grand Canyon	50% - Neutro	0.70 Joy	discover (V=0.771, A=0.793, D=0.673)
	The Grand Canyon: how to get the most from a short trip	83% - Positivo	0.53 Joy	get (V=0.740, A=0.594, D=0.667) short (V=0.184, A=0.264, D=0.237) trip (V=0.875, A=0.643, D=0.538) - Surprise
What is the mannequin challenge?				
	What is the Mannequin Challenge? The best videos so far	89% - Positivo	0.82 Joy	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) - Negative, Anger and Fear video (V=0.646, A=0.577, D=0.427)
	Mannequin Challenge	75% - Positivo	No data	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) - Negative, Anger and Fear

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
	No data	No data	No data	No data
	What Is The Mannequin Challenge Song? This One Is A Real "Crowd Pleaser"	50% - Neutro	0.62 Joy	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) - Negative, Anger and Fear song (V=0.854, A=0.413, D=0.500) real (V=0.719, A=0.510, D=0.717) - Positive crowd (V=0.350, A=0.827, D=0.731)
	What is the Mannequin Challenge? How did it start? Who has done it?	70% - Positivo	No data	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) - Negative, Anger and Fear start (V=0.684, A=0.430, D=0.589)
	What is the mannequin challenge? Everything you need to know	72% - Positivo	0.52 Sadness	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713)- Negative, Anger and Fear need (V=0.510, A=0.574, D=0.200) know (V=0.765, A=0.361, D=0.704)
	Finding Meaning in the Mannequin Challenge	50% - Neutro	No data	finding (V=0.796, A=0.469, D=0.664) meaning (V=0.663, A=0.395, D=0.625) mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) - Negative, Anger and Fear

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
	We Ranked the 23 Best 'Mannequin Challenge' Videos	50% - Neutro	0.84 Joy	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) - Negative, Anger and Fear video (V=0.646, A=0.577, D=0.427)
	Where Did The Mannequin Challenge Come From? A Look Into The Meme Sweeping The Nation	50% - Neutro	No data	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) - Negative, Anger and Fear come (V=0.529, A=0.269, D=0.558) look (V=0.719, A=0.429, D=0.615) sweeping (V=0.344, A=0.431, D=0.355) nation (V=0.594, A=0.443, D=0.821)
	What Is the Mannequin Challenge? Teens Freezing in Place	14% - Negativo	0.50 Sadness	mannequin (V=0.427, A=0.302, D=0.295) challenge (V=0.469, A=0.922, D=0.713) - Negative, Anger and Fear teens (V=0.653, A=0.660, D=0.440)- Positive, Negative freezing (V=0.327, A=0.367, D=0.471) - Negative place (V=0.573, A=0.261, D=0.398)
Who won the election?				
	Who Won the Montana Special Election? Watch Live Results Here	50% - Neutro	0.76 Joy	special (V=0.844, A=0.602, D=0.730) - Positive, Joy election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
				watch (V=0.531, A=0.346, D=0.423) - Fear live (V=0.880, A=0.673, D=0.676) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652)
	Who won the 2017 general election? Full results and map with every constituency as Tories endure shocking night	50% - Neutro	No data	general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) full (V=0.602, A=0.255, D=0.704) - Positive results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) map (V=0.561, A=0.229, D=0.463) constituency (V=0.500, A=0.480, D=0.696) endure (V=0.320, A=0.610, D=0.574) - Positive shocking (V=0.378, A=0.853, D=0.833) night (V=0.598, A=0.396, D=0.404) mirror (V=0.677, A=0.310, D=0.438)
	What time will we know who won? Hour-by-hour election night guide	79% - Positivo	No data	know (V=0.765, A=0.361, D=0.704) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) hour (V=0.552, A=0.265, D=0.336) night (V=0.598, A=0.396, D=0.404) guide (V=0.688, A=0.315, D=0.620) - Positive

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
	Election Results: Gianforte Wins U.S. House Seat in Montana	50% - Neutro	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) results (V=0.812, A=0.490, D=0.652) win (V=0.927, A=0.694, D=0.888) house (V=0.587, A=0.135, D=0.533) seat (V=0.542, A=0.281, D=0.434)
	2016 City Council election City of Menlo Park - Official Website	50% - Neutro	No data	city (V=0.847, A=0.531, D=0.508) council (V=0.875, A=0.279, D=0.635) - Positive official (V=0.646, A=0.565, D=0.833) website (V=0.615, A=0.442, D=0.526) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
	Election 2017: When do we find out who won the General Election?	50% - Neutro	No data	general (V=0.834, A=0.484, D=0.853) find (V=0.774, A=0.555, D=0.580) election (V=0.625, A=0.519, D=0.651)
	Who won the election 2017, what did the exit poll say and how does the voting system work?	29% - Negativo	No data	election (V=0.625, A=0.519, D=0.651) exit (V=0.370, A=0.353, D=0.399) poll (V=0.552, A=0.500, D=0.554) say (V=0.571, A=0.310, D=0.482) voting (V=0.615, A=0.602, D=0.768)

Término de búsqueda	Texto de la etiqueta <H1>	POLARIDAD Datos de Text Analytics	EMOCIÓN Datos de Tone Analyzer	CARGA AFECTIVA Datos de NRC Lexicon + EmoLex
				system (V=0.615, A=0.346, D=0.764) - Neutral work (V=0.719, A=0.596, D=0.750) - Neutral
	No data	No data	No data	No data
	So, who really won? What the Bush v. Gore studies showed	50% - Neutro	No data	No data
	Why Donald Trump won — and how Hillary Clinton lost: 13 theories explain the stunning election	78% - Positivo	0.51 Sadness	lost (V=0.199, A=0.663, D=0.148) - Negative, Sadness explain (V=0.719, A=0.517, D=0.736) - Positive theory (V=0.583, A=0.314, D=0.529) - Neutral stunning (V=0.888, A=0.673, D=0.858)

Fuente: elaboración propia.

RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE LA ETIQUETA <H1>

Tras analizar los <H1> de los 149 resultados de búsqueda con las mismas herramientas, comprobamos que Tone Analyzer muestra datos para el 20,80% (31 de los casos), Text Analytics para el 84,56% (126 de los casos analizados) y el léxico NRC en el 64,43% (96 de los casos). En el caso de Text Analytics, no se muestran resultados cuando las metas incluyen códigos html o caracteres especiales.

Text Analytics: esta herramienta ha mostrado datos en 126 casos de los 149. El 22,82% son positivos (34 casos), el 46,30% son neutros (69 casos), el 15,44% negativos (23 casos) y el 15,44% no muestra datos (23 casos). Estos datos varían con respecto al análisis de la etiqueta <title> por separado, obteniendo en esta ocasión un mayor número de resultados positivos y negativos.

Tone Analyzer: ha mostrado datos para 31 de los 149 resultados, clasificando 19 resultados como Joy, 9 resultados como Sadness y 3 resultados como Anger.

NRC: si comparamos las palabras empleadas en la etiqueta <H1> de los resultados de búsqueda con las tablas para saber la carga afectiva, NRC arroja resultados en 96 ocasiones, (el 64,3% de los <H1>). La carga afectiva de las palabras encontradas en el léxico coincide en 33 ocasiones con los resultados de Text Analytics y en 11 ocasiones con los resultados de Tone Analyzer.

Tabla 10

Comparativa de los resultados arrojados por las diferentes herramientas. Total de casos analizados: 149.

	Text Analytics	Tone Analyzer	NRC
<title>	148 resultados 98 Neutros 31 Positivos 19 Negativos	34 resultados 26 Joy 7 Sadness 1 Anger	117 resultados Coincide con Text Analytics en 57 ocasiones Coincide con Tone Analyzer en 20 ocasiones
Meta tags	131 resultados 76 Neutros 41 Positivos 14 Negativos	70 resultados 50 Joy 16 Sadness 2 Anger 2 Fear	133 resultados Coincide con Text Analytics en 49 ocasiones Coincide con Tone Analyzer en 43 ocasiones
<H1>	126 resultados 69 Neutros 34 Positivos 23 Negativos	31 resultados 19 Joy 9 Sadness 3 Anger	96 resultados Coincide con Text Analytics en 33 ocasiones Coincide con Tone Analyzer en 11 ocasiones

Fuente: elaboración propia.

A nivel general, podemos observar cómo las tres herramientas ofrecen datos importantes sobre el análisis emocional de las diferentes metas a nivel individual, sin

embargo, los resultados son más satisfactorios analizando las <metas> en conjunto. Text Analytics es una herramienta que ofrece información sobre la mayoría de resultados, sin embargo, hemos detectado un problema con la lectura de códigos html o símbolos que no son texto plano. Tone Analyzer es la herramienta que menos datos arroja, pero el número de resultados aumenta considerablemente a mayor cantidad de texto. Por su parte, los léxicos de NRC son también una fuente importante de datos sobre la afectividad de las palabras y su presencia también aumenta a mayor cantidad de texto analizado.

Conclusiones

Los datos muestran que diferentes elementos SEO referentes a contenido, pueden ser clasificados en mayor o menor medida, tanto en diferentes polaridades como emocionalmente. Las <metas> son el elemento que más resultados proporciona a nivel general para las herramientas de los diferentes modelos, el 87,9% presenta la polaridad positivo, negativo o neutro y el 47% son emocionales. Esto es debido a la mayor presencia de texto para el análisis. En todos los elementos HTML analizados con Text Analytics, el porcentaje de resultados clasificados como negativos es inferior a los positivos o neutrales. En Tone Analyzer percibimos que la emoción *Joy* (alegría) tiene una representatividad mayor y *Fear* (miedo) es la emoción menos representada. Después de los análisis realizados con este estudio, podemos realizar algunas afirmaciones tan relevantes como:

- Más del 84% de los <title>, <metas> y <H1> analizados pueden ser clasificados como positivos, negativos o neutros.
- Más del 89% de las <metas> de los resultados de búsqueda analizados contienen palabras con carga afectiva.
- Las emociones básicas de Fear, Anger y Disgust tienen una representación inferior al 10% en las etiquetas html.

Analizando los resultados de los diferentes estudios y teniendo en cuenta las tres herramientas empleadas, llegamos a la conclusión de que la combinación de modelos es la mejor opción para este tipo de análisis en texto. Analizar con las diferentes perspectivas y comparar la información a nivel categórico y dimensional, nos aporta una visión más global y objetiva dentro de un área tan compleja y subjetiva como es el análisis de sentimiento. Por otra parte, al igual que ocurre con el SEO tradicional, es importante contar con la información

de las etiquetas o meta tags más importantes. La combinación de las etiquetas <title>, <description> y <h1> pueden en su conjunto ofrecer datos suficientes para la clasificación emocional.

Hipótesis 2: Las meta tags de los contenidos ofrecidos como resultados de búsqueda, factor primordial en el posicionamiento SEO, poseen carga afectiva y pueden clasificarse emocionalmente. **VERIFICADA.**

Una vez verificadas ambas hipótesis, podemos afirmar que tanto las consultas que los usuarios realizan en Internet como los resultados que obtienen, contienen carga emocional. Esa afectividad se manifiesta a través de las palabras que los usuarios emplean en las búsquedas y las palabras que los creadores de contenidos utilizan para sus textos. Con esta información, surge la necesidad de conocer hasta que punto pueden influir los contenidos que Google muestra como resultados de búsqueda en el estado emocional del usuario. ¿Se mantienen las mismas emociones desde que se realiza la búsqueda hasta que se encuentra el contenido adecuado?, ¿pueden los resultados de búsqueda influir en el estado emocional inicial del usuario y modificarlo a través de los contenidos?

4.4 Análisis de emociones en los procesos de búsqueda utilizando EEG

Hipótesis 3: Los resultados de búsqueda en Internet pueden modificar el estado emocional del usuario.

Para verificar o refutar esta hipótesis utilizamos un método cualitativo mediante técnicas de observación. El objetivo es medir las emociones del usuario durante los procesos de búsqueda de información en Internet a tiempo real. Para ello, realizamos un estudio en el que mediremos las ondas cerebrales utilizando técnicas de electroencefalografía (EEG) y un software específico que mide las emociones del usuario a través del auricular MindWave Mobile 2. A través de la electroencefalografía podemos obtener información de la actividad cerebral, de la acción excitatoria o inhibitoria de las neuronas en tiempo real (Maureira y Ferro, 2018), del grado de atención del usuario o de las emociones que siente. El EEG ya ha sido utilizado con éxito para la medición de emociones en otras investigaciones (Liu et al.,

2017), al igual que el dispositivo MindWave Mobile 2, cuya eficacia ha sido probada en estudios previos (Eid y Fernandez, 2013).

Participantes

Escogemos una muestra heterogénea de 40 voluntarios con edades comprendidas entre los 20 y los 50 años que sean usuarios habituales de Internet. El idioma elegido para el estudio (español o inglés) debe ser su lengua nativa o aquella en la que se sienta más cómodo en su día a día, porque aunque el lenguaje activa las mismas áreas del cerebro en todos los idiomas (Lerma-Usabiaga, Carreiras y Paz-Alonso, 2018), se ha demostrado que las personas somos más emotivas en nuestra lengua nativa que en una extranjera (Ivaz, Costa y Duñabeitia, 2016).

Materiales

Para el desarrollo de este estudio trabajaremos con la plataforma de inteligencia artificial y emocional AffectLab, perteneciente a la compañía Entropik y el dispositivo Mindwave Mobile 2 desarrollado por NeuroSky. Mindwave Mobile 2 es un auricular inalámbrico que mediante dos electrodos mide y genera los espectros de potencia del EEG (ondas alfa, ondas beta, etc.). Este dispositivo mide las emociones de los participantes en tiempo real durante los dos minutos que dura la prueba y envía la información a la plataforma AffectLab. El auricular y el software de la plataforma trabajan de forma conjunta e inalámbrica, de modo que cuando el usuario comienza su consulta de búsqueda, la plataforma graba la pantalla y la información que el participante busca, mientras Mindwave Mobile 2 recoge la información emocional a través de las ondas cerebrales.



Figura 13: dispositivo Mindwave Mobile 2.
Fuente: Neurosky Web

Desarrollo

Antes de comenzar el estudio, se presenta a cada participante una hoja explicativa en la que se expone el objetivo del mismo: analizar las ondas cerebrales durante los procesos de búsqueda de información en Internet. Se omite así la parte principal, la medición de las emociones, para no influir en el estado del participante. Sin embargo, esta información se ofrecerá al finalizar la sesión para que el participante pueda en cualquier momento revocar su participación. En primer lugar, se presenta a los voluntarios 3 escenarios ficticios del cual deberán elegir uno para la temática de sus búsquedas. Planteamos esta estrategia ante la imposibilidad de medir escenarios reales y naturales debido al instrumental necesario y ofrecemos tres opciones a elegir con el fin de recrear situaciones diferentes.

Escenario 1: EL PREMIO

Eres el ganador de un premio que tu empresa concede cada año como reconocimiento al mejor empleado. El premio consiste en un viaje a cualquier parte del mundo con todos los gastos pagados. Lo único que tienes que hacer es ofrecerle a tu jefe los datos sobre qué lugar quieres visitar, cuándo, zonas específicas, medio de transporte que prefieres utilizar, etc. Ahora piensa qué información buscarías.

Escenario 2: LA COMPARATIVA

Trabajas en una empresa de tecnología que investiga sobre los asistentes personales. Tu jefe te encarga que busques información sobre los asistentes actuales (SIRI, ALEXA, CORTANA...) para realizar una comparativa y pasarle un informe. Ahora piensa qué información buscarías.

Escenario 3: EL MÉDICO

A lo largo del día has visto cómo aparecía en tu brazo izquierdo un sarpullido que te produce dolor y gran picor. Al no tratarse de una emergencia, decides esperar para visitar a tu médico a la mañana siguiente. Sin embargo, tienes la necesidad de saber qué puede estar produciéndote ese malestar y cómo aliviarlo. Ahora piensa qué información buscarías.

Cada participante debe elegir uno de estos escenarios para realizar sus consultas de búsqueda, presentando así 3 escenarios diferentes que corresponden con un estado positivo (escenario 1), neutral (escenario 2) y negativo (escenario 3). Cada voluntario es libre de buscar la información que desee durante dos minutos teniendo en cuenta estos escenarios como punto de partida. Una vez elegido el escenario, conectamos el auricular al software y se inicia el análisis.

Durante esos dos minutos, Mindwave Mobile 2 mide la actividad de las ondas cerebrales y su conexión con las emociones. Este tipo de información extraída a través de estudios EEG anteriores han demostrado por ejemplo que las ondas alfa y beta son indicadoras del grado de excitación o relajación de una persona y están relacionadas con emociones como la felicidad o la tristeza (Gamba Gómez y García Fuentes, 2018) y el papel de las ondas delta y theta en los estados anímico-emocionales (Caballero, 2005).

Esta información es recogida por segundos en la plataforma AffectLab junto con la grabación de la pantalla. De este modo, puede comprobarse qué emoción siente el participante en cada segundo y qué estaba haciendo en ese momento. De todos los datos extraídos, son de suma relevancia las emociones recogidas en el momento de realizar la consulta de búsqueda, visualizar los contenidos que ofrece Google como respuesta y la elección del resultado que más interese al participante.

Datos y privacidad

Antes de comenzar, el usuario recibe una notificación en la pantalla por parte de la empresa Entropik Technologies, encargada de la plataforma AffectLab, sobre la recopilación de datos y los permisos necesarios para continuar. Cada participante debe aceptar las condiciones para iniciar el estudio o rechazar su participación. El software analiza los diferentes datos de cada participante sin recoger información personal y cuando el estudio ha finalizado, la única visualización posible para realizar la investigación son los datos numéricos, gráficas y grabación de pantalla (rastreo de búsqueda) asociada al participante 1, participante 2, etc, pero nunca a un nombre.

Además, la medición se realiza utilizando un único ordenador y auricular EEG destinado para este estudio y que comparten todos los participantes. De este modo, el resto de datos recopilados como son la dirección IP, versión del sistema operativo, tipo de dispositivo,

información del sistema y rendimiento y tipo de navegador no están asociados a personas individuales ni a ordenadores personales.

El resumen de los resultados recopilados y mostrados por la herramienta es el siguiente:

Participante 1:

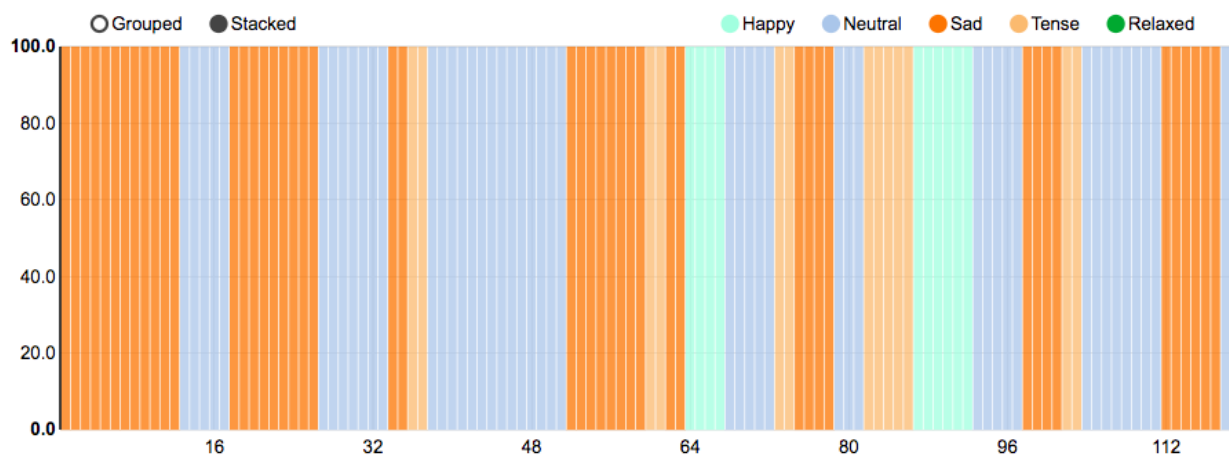


Gráfico 6: Espectro de emociones por segundo para el participante 1. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: sad, neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad

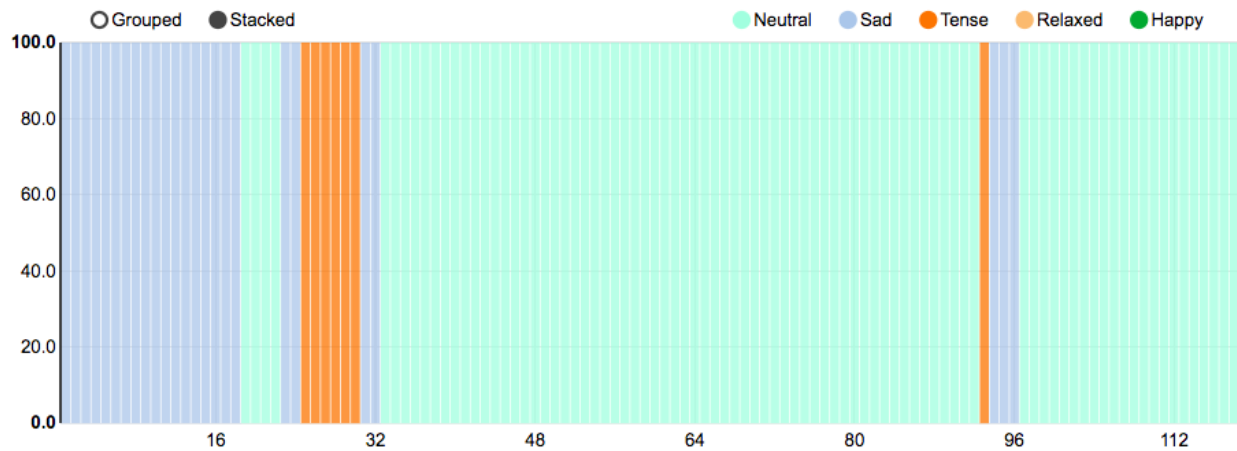
Fase 3. Elección de un resultado: neutral

El usuario realiza la primera búsqueda entre los segundos 3 y 18 coincidiendo con las emociones *sad* y *neutral*. En la primera visualización de los resultados se detecta la emoción *sad* (19"-20"), emoción que cambia a *neutral* al elegir el primer resultado (39"- 40") y navegar por el contenido. La emoción *happy* se manifiesta con la visualización de imágenes (64" - 67") y la búsqueda de contenido positivo como "vuelos san francisco maldivas" (87" - 92"). La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 2: Failed. Fallo en la medición. Los datos no se han grabado correctamente.

Participante 3: Failed. Fallo en la medición. Los datos no se han grabado correctamente.

Participante 4:



❖ Escenario inicial elegido: la comparativa (neutral)

Fase 1. Consulta de búsqueda: sad

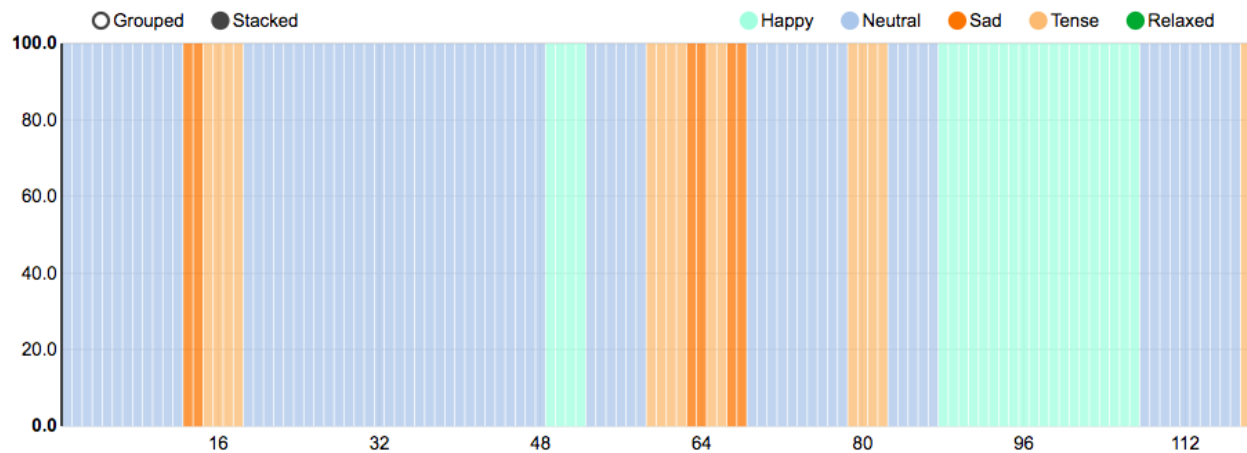
Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad y neutral

Fase 3. Elección de un resultado: tense

El usuario realiza la primera búsqueda entre los segundos 4 y 10 bajo la emoción *sad* y navega por la página de resultados entre los segundos 12 y 24, donde se manifiestan las emociones *sad* y *neutral*. La elección del primer resultado se produce entre los segundos 25 y 30 donde se refleja un estado de tensión. La emoción *happy* no se produce durante el análisis en este usuario y la emoción predominante ha sido *neutral*.

Participante 5: Failed. Fallo en la medición. Los datos no se han grabado correctamente.

Participante 6:



❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad y neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

El usuario realiza la primera búsqueda entre los segundos 1 y 9 bajo la emoción *neutral*. Los resultados se despliegan entre los segundos 11 y 21 cuando el usuario experimenta diferentes emociones como *sad* y *neutral*. La elección del resultado se produce en el 22" cuando el usuario empieza leer el contenido y se manifiesta la emoción *neutral*. En los segundos 87" - 88" se produce un cambio de la emoción *neutral* a *happy* coincidiendo con la visualización de imágenes de destinos exóticos. La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 7:

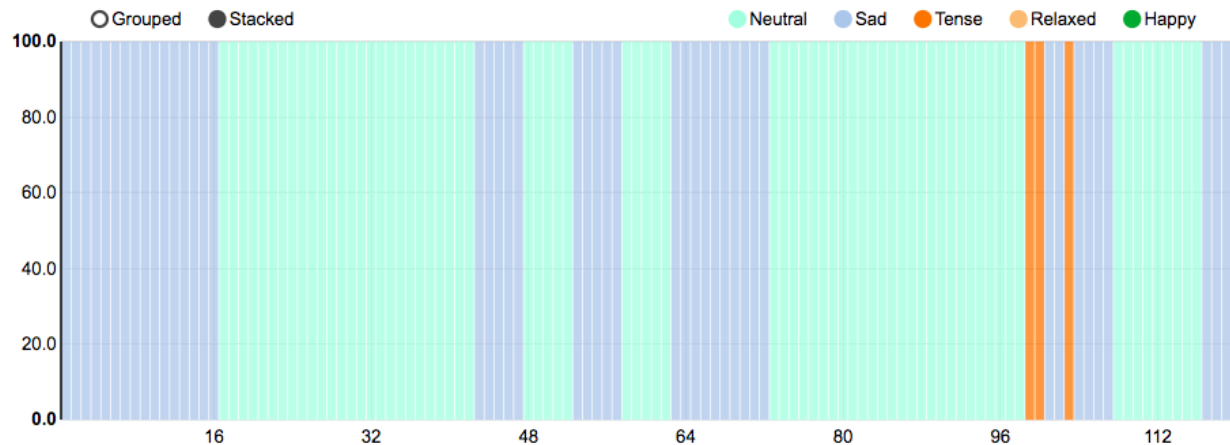


Gráfico 9: Espectro de emociones por segundo para el participante 7. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: sad

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

El usuario realiza la primera búsqueda entre los segundos 1 y 14 mientras el sistema detecta la emoción *sad*. La página de resultados se consulta del 15" al 19" pasando de la emoción *sad* a *neutral*. La elección del resultado que el usuario quiere abrir se produce en los segundos 20 - 21 bajo la emoción *neutral*, emoción que permanece mientras navega en la página elegida. Se detectan varios segundos de la emoción *sad* intercalados durante la consulta del contenido. Estos periodos de emoción negativa (43"- 47", 53" - 57" y 63" - 72") corresponde con los momentos de elección/decisión. El usuario se encuentra buscando vuelos a Honolulu y al tener que elegir tanto el destino como las fechas se manifiesta la emoción *sad*. En el segundo 73, cuando se despliegan los contenidos, la emoción pasa de *sad* a *neutral*. La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 8:

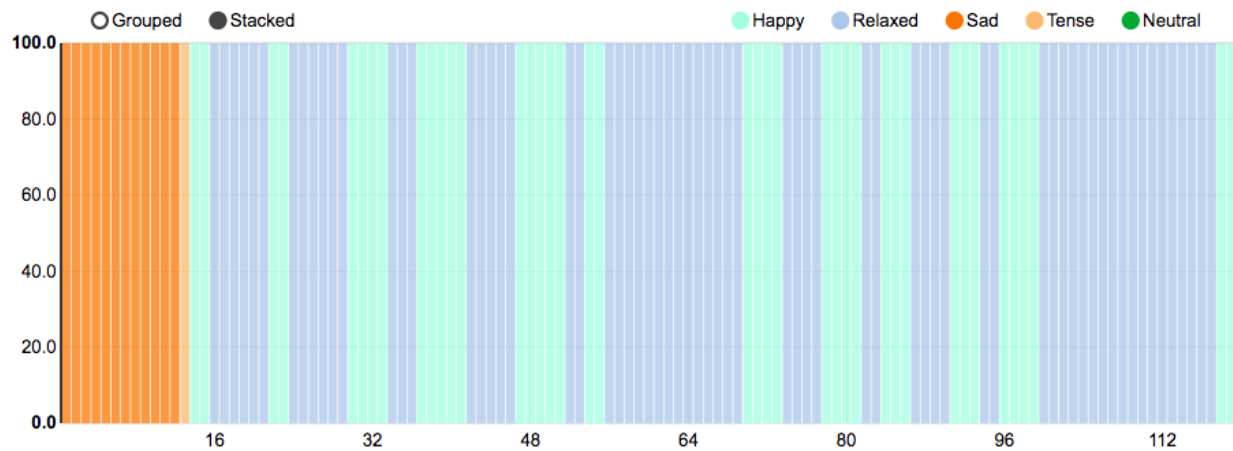


Gráfico 10: Espectro de emociones por segundo para el participante 8. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: la comparativa (neutral)

Fase 1. Consulta de búsqueda: sad

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: happy

Fase 3. Elección de un resultado: relaxed

El usuario realiza la primera búsqueda entre los segundos 1 y 9 bajo la emoción *sad*. Entre el 10" y 17" consulta los resultados pasando de la emoción *sad* a *happy*. En los segundos 17 - 18 se elige el resultado en un estado de relajación y del 18" al 28" el participante lee el contenido elegido. La emoción *happy* se manifiesta en diferentes momentos puntuales: al realizar una segunda búsqueda y la lectura del contenido a su segunda y tercera consulta. El estado predominante es *relaxed* y la emoción que más se manifiesta es *happy*.

Participante 9:

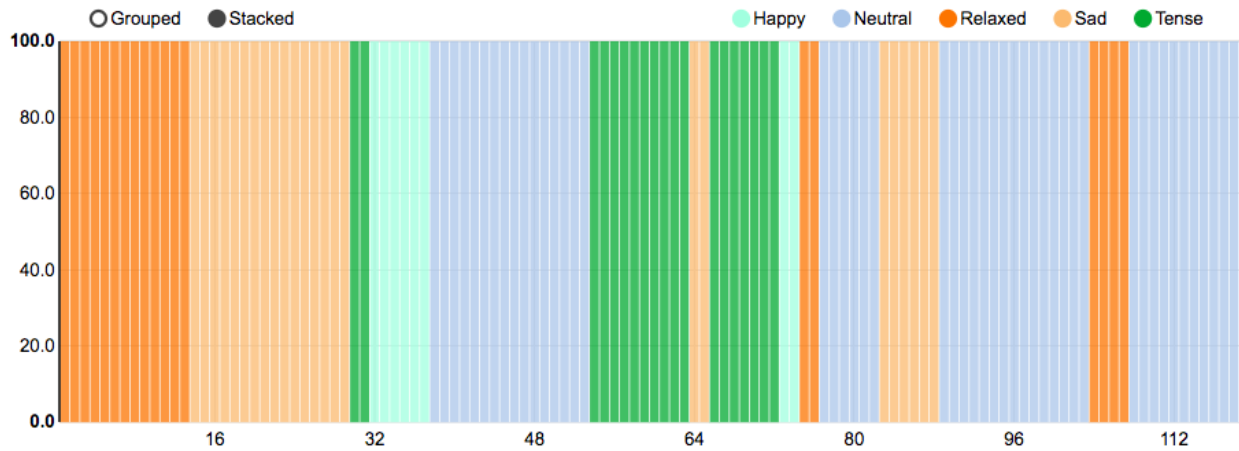


Gráfico 11: Espectro de emociones por segundo para el participante 9. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el médico (negativo)

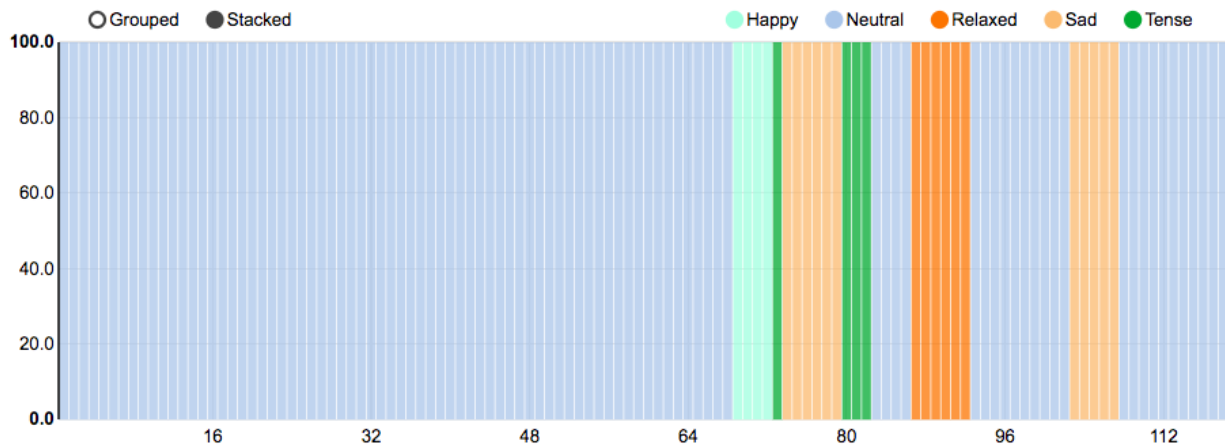
Fase 1. Consulta de búsqueda: relaxed

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

La primera búsqueda se centra en el tema proporcionado en el escenario 3 para este estudio. El participante busca información sobre un sarpullido en el brazo de forma relajada. En el segundo 14 comienza a consultar los resultados proporcionados por Google, pasando en ese instante su emoción a ser *sad*. Esta emoción negativa se produce del 14" al 18", el tiempo en el que navega por la lista de resultados. En el 29", decide modificar la consulta de búsqueda y su emoción pasa a ser *happy*, hasta que consulta los nuevos resultados en el 36" y en el 38" su emoción se modifica a *neutral*. Del 43" al 91", el participante lee contenido sobre el tema de una fuente no médica, experimentando emociones como *neutral*, *sad* y *happy* en la misma lectura. La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 10:



❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

El participante comienza la búsqueda “london hotels” entre los segundos 1 y 8 bajo un estado neutral. Del 9” al 12” navega por los resultados sin ninguna alteración y en el 13” elige una página para consultar precios de hoteles. La navegación de este participante se produce en esta página consultando fechas, precios, etc. Es reseñable la aparición de la emoción sad cuando tiene que esperar que se cargue la página consultada (74”-79”) y los resultados de hoteles que ofrece la misma página (103”-107”). La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 11: Failed. Fallo en la medición. Los datos no se han grabado correctamente.

Participante 12:

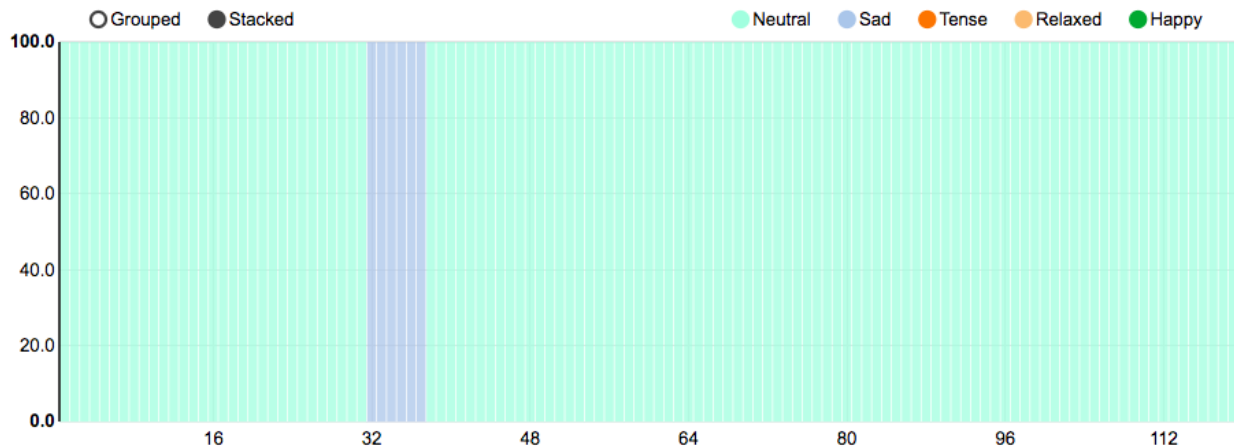


Gráfico 13: Espectro de emociones por segundo para el participante 12. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

Este participante se caracteriza por la escasa manifestación de emociones durante el estudio. Su consulta de búsqueda “vuelos nueva zelanda verano” se produce bajo un estado de neutralidad que se mantiene prácticamente en todo el tiempo de análisis. Ni la presentación ni la elección de resultados modifica su estado. El único dato destacable se produce entre el 32” y 37”, cuando se manifiesta la emoción *sad*. Esta pequeña modificación corresponde al momento de la elección de las fechas para el vuelo. La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 13:

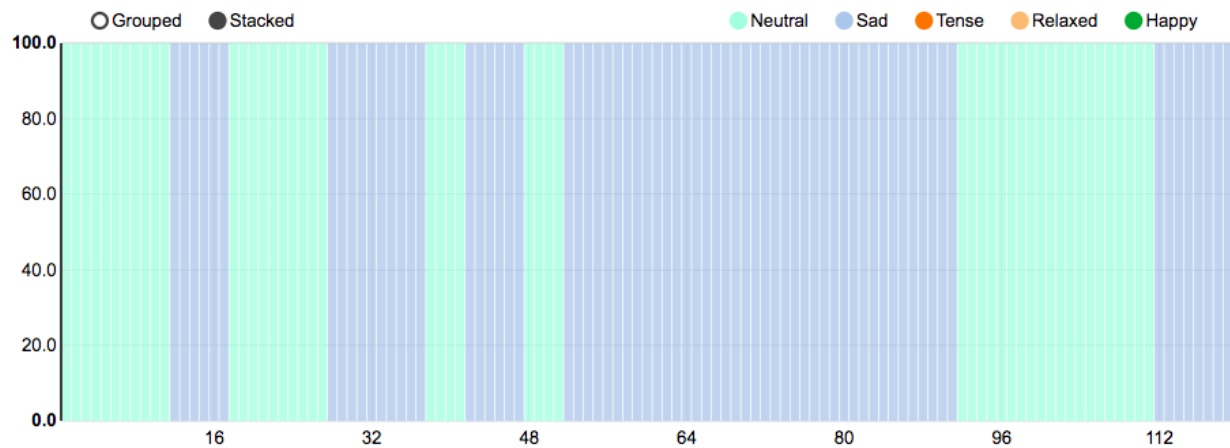


Gráfico 14: Espectro de emociones por segundo para el participante 13. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

En este participante solo se manifiestan las emociones *neutral* y *sad* durante el estudio. La primera búsqueda se realiza entre los segundos 2 y 12 bajo un estado *neutral*. En el 13" la emoción cambia a *sad*, coincidiendo con la aparición de los resultados de búsqueda proporcionados por Google. Cuando el participante elige el resultado que le interesa (18"-19") la emoción vuelve a ser *neutral*. Las siguientes apariciones de la emoción *sad* coinciden con la elección de fechas para un vuelo, la consulta de horarios y precios y con la decisión de volver al buscador para realizar una segunda consulta. La emoción predominante durante el análisis es *sad*.

Participante 14:

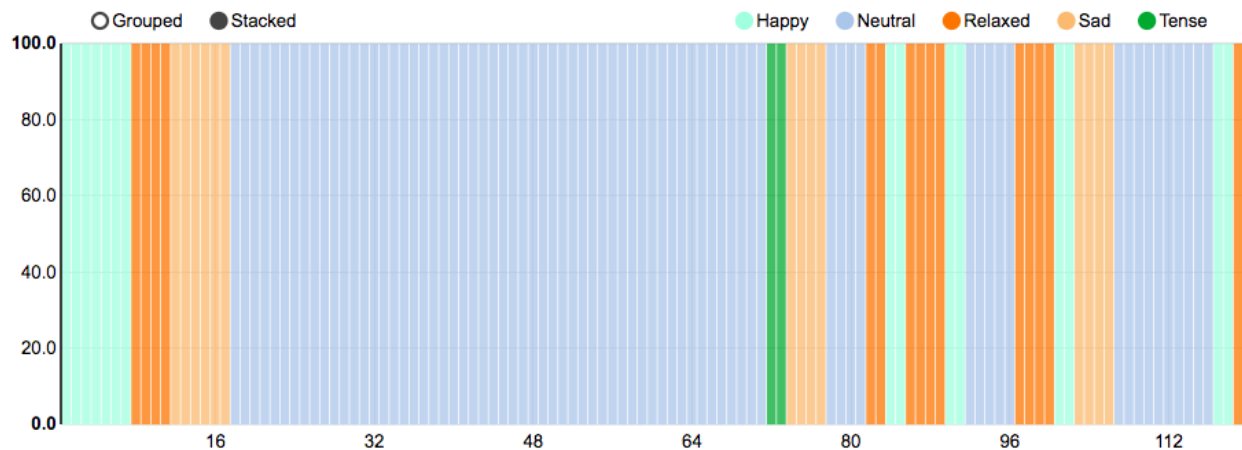


Gráfico 15: Espectro de emociones por segundo para el participante 14. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: happy

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad, neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

La primera consulta se realiza bajo las emociones *happy* y el estado de *relaxed*. En el 12" aparece la emoción *sad*, coincidiendo la con aparición de los resultados. Esta emoción negativa se mantiene durante unos segundos hasta pasar a *neutral*. La elección del resultado y su lectura se produce bajo un estado *neutral*. La emoción *sad* aparece de nuevo entre los segundos 74"-77" cuando el usuario decide volver para realizar una segunda consulta. La emoción *happy* se manifiesta durante varios segundos en diferentes momentos cuando el participante realiza la segunda consulta. La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 15:

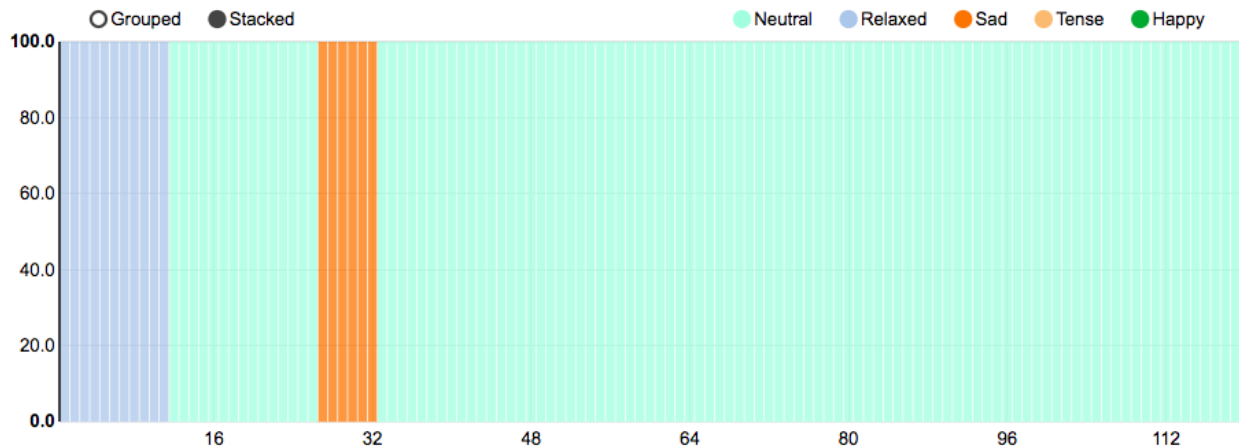


Gráfico 16: Espectro de emociones por segundo para el participante 15. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: la comparativa (neutral)

Fase 1. Consulta de búsqueda: relaxed

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: relaxed, neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

En este participante la emoción predominante es *neutral*, coincidiendo con el escenario elegido. Realiza la primera búsqueda entre los segundos 3 y 5 y navega por los resultados entre los segundos 6 y 12. La elección del resultado (13") y la lectura del contenido proporcionado en el resultado por Google, se producen bajo la emoción neutral. La aparición de la emoción sad (27"-32") corresponde a la realización de la segunda consulta. La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 16:

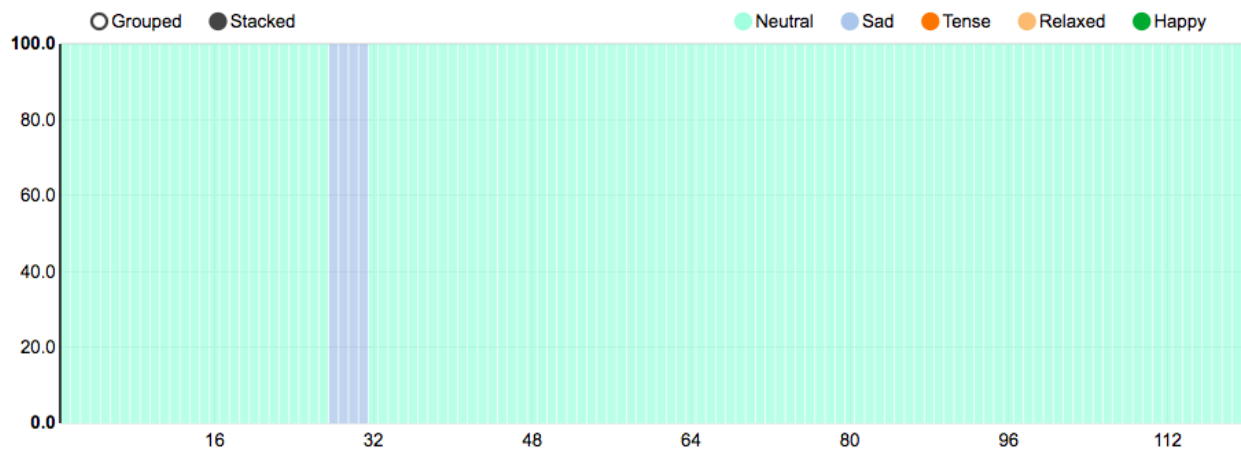


Gráfico 17: Espectro de emociones por segundo para el participante 16. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

La emoción predominante en este participante es *neutral*, sin haber grandes modificaciones en la búsqueda, acceso a los resultados o lectura de contenidos. La única variación se detecta entre los segundos 28 y 31 cuando se despliega Google Flights y el usuario puede visualizar las horas de vuelo entre San Francisco y Praga y los precios de los vuelos. En estos momentos se manifiesta la emoción *sad*. La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 17:

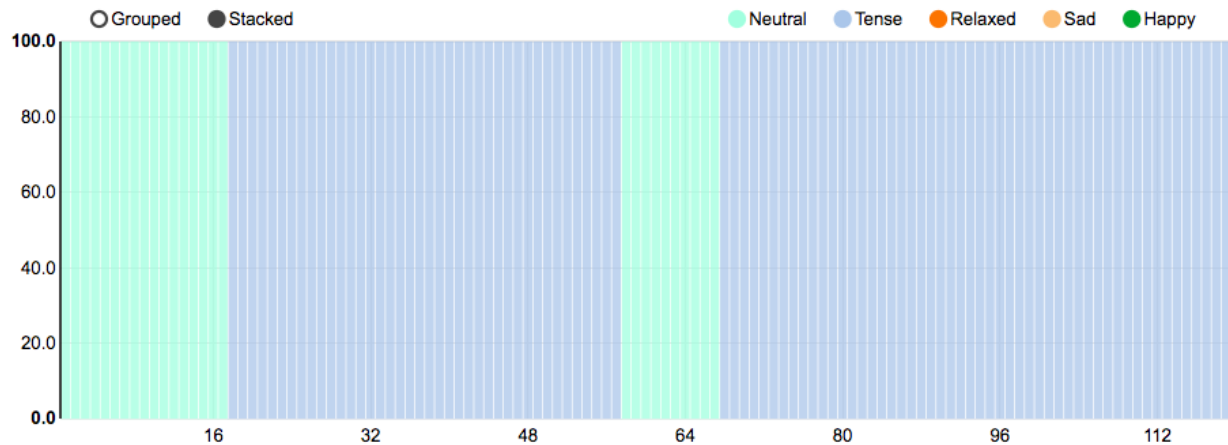


Gráfico 18: Espectro de emociones por segundo para el participante 17. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: la comparativa (neutral)

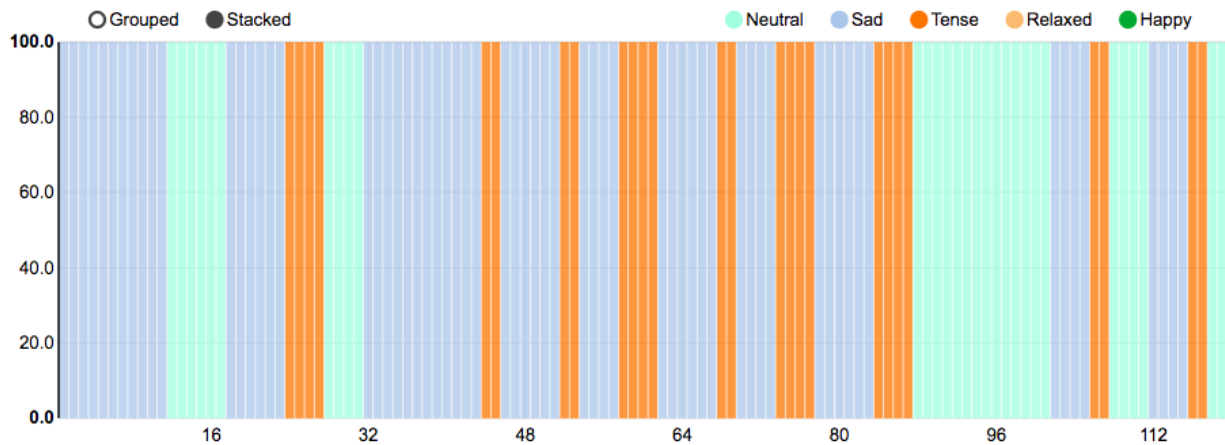
Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: tense

Fase 3. Elección de un resultado: tense

El participante 17 manifiesta un estado tensión evidente en casi la totalidad del estudio. Comienza realizando la consulta de búsqueda en un estado neutral que pasa a tensión cuando decide modificar su consulta y navegar por los resultados. Del 58" al 67" se manifiesta la emoción neutral de nuevo coincidiendo con la vuelta al buscador para realizar una nueva consulta. Desde el segundo 68 hasta el final se produce de nuevo un estado de tensión que puede estar propiciado por las dudas del participante sobre qué contenido buscar y la elección del mismo contenido al que accedió en su primera consulta. La emoción predominante durante el análisis es *neutral* y el estado de tensión.

Participante 18:



❖ Escenario inicial elegido: el médico (negativo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: sad

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

La primera búsqueda se produce bajo la emoción *sad*, emoción que cambia a *neutral* entre los segundos 10 y 13 cuando el participante accede a los resultados de búsqueda. La elección del resultado se produce bajo un estado neutral que se va modificando cuando el usuario lee el contenido. De nuevo aparece la emoción *sad* cuando se realiza una segunda búsqueda y se elige un nuevo resultado. En la lectura del contenido proporcionado en el resultado se detectan las emociones *sad* y *tense*. La emoción predominante durante el análisis es *sad*.

Participante 19:

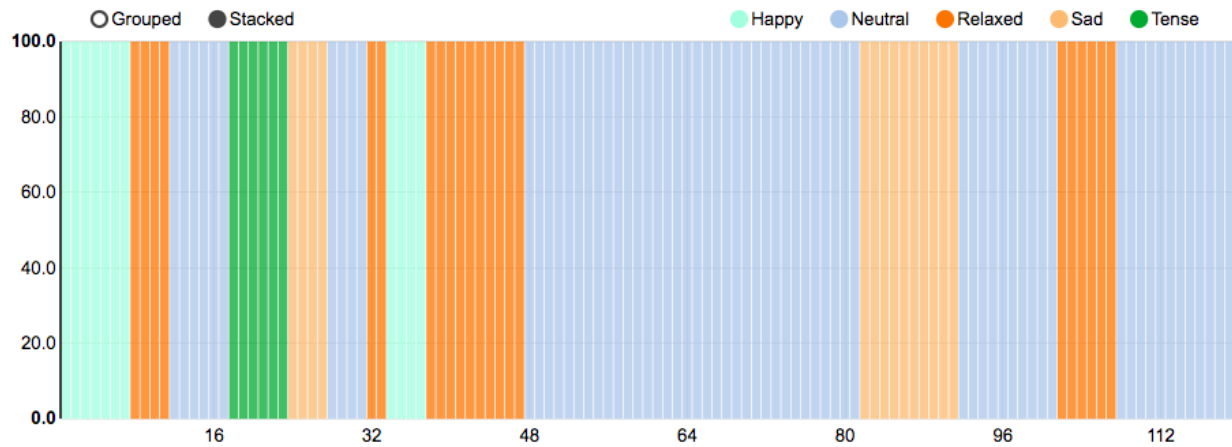


Gráfico 20: Espectro de emociones por segundo para el participante 19. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: happy, relaxed

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

El participante inicia el estudio bajo la emoción happy y realiza la primera consulta entre los segundos 1 y 11. Los resultados se muestran entre el 12" y 15" mientras se detecta la emoción neutral, al igual que en la elección del resultado en el 16". Durante la lectura del contenido elegido se manifiesta un estado de tensión y la emoción sad. La emoción happy aparece de nuevo en los segundos 34 al 37 durante la lectura de otro resultado de búsqueda ofrecido para la misma consulta. La emoción predominante durante el análisis es neutral.

Participante 20:

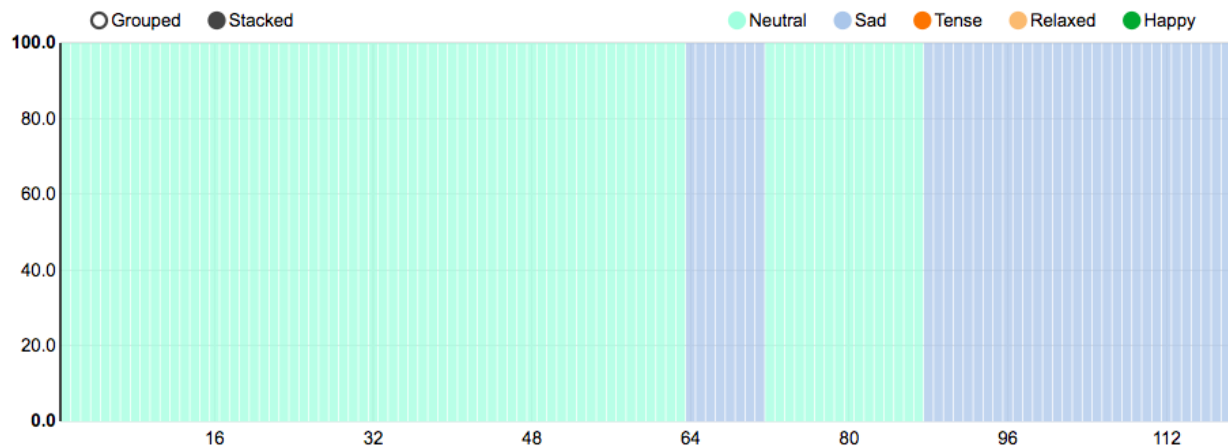


Gráfico 21: Espectro de emociones por segundo para el participante 20. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el médico (negativo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

El participante manifiesta dos emociones, neutral y sad. La emoción *neutral* coincide con la primera búsqueda, la aparición de los resultados y la elección del contenido que quiere leer (1"-63") y la formulación de la segunda consulta (72"-87"). La emoción *sad* corresponde a la lectura del contenido y vuelta al buscador (64"-71") y la navegación por los resultados tras su segunda consulta (88"-118"). La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 21:

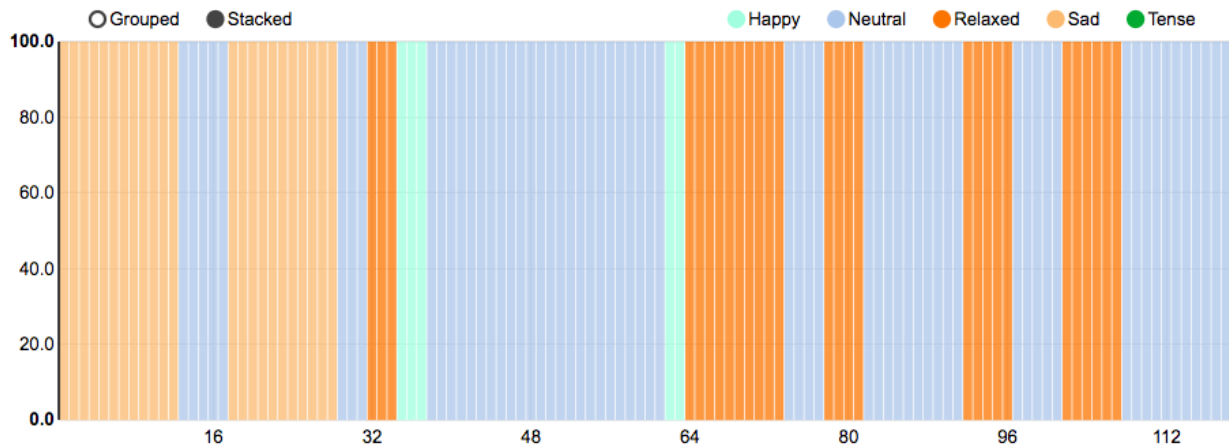


Gráfico 22: Espectro de emociones por segundo para el participante 21. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el médico (negativo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: sad

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral, sad

Fase 3. Elección de un resultado: sad

La primera búsqueda se realiza entre los segundos 1 y 12 coincidiendo con la emoción *sad*. En el 13" el participante accede a los resultados y su emoción por unos segundos pasa a ser neutral antes de convertirse nuevamente en *sad* al navegar por todos los resultados, elegir y hacer click en uno de ellos y leer parte del contenido. Tan solo percibimos varios segundos de la emoción happy durante la lectura de contenido (35"-37") y el acceso a los resultados de su segunda búsqueda (62"-67"). La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 22:

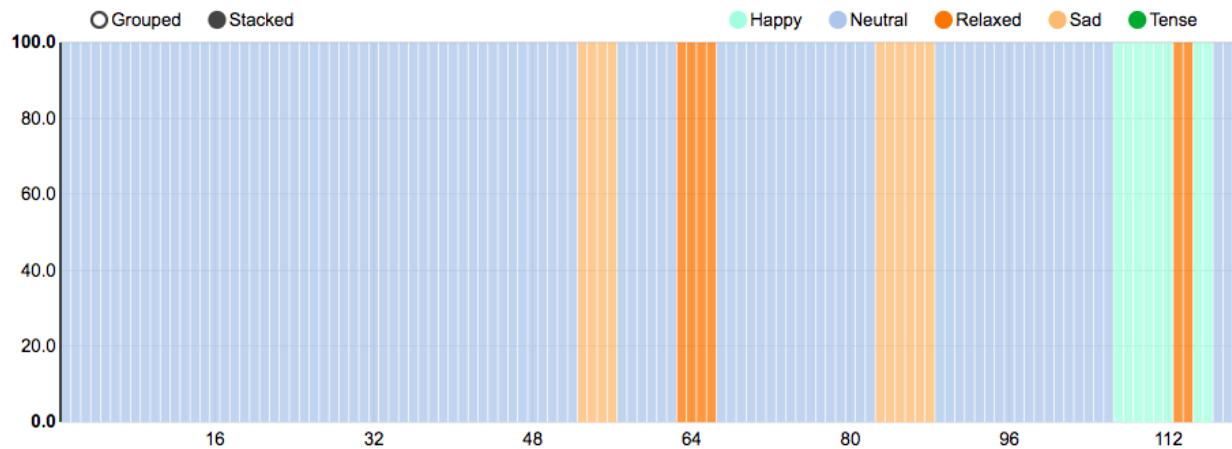


Gráfico 23: Espectro de emociones por segundo para el participante 22. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el médico (negativo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

La primera búsqueda se realiza bajo la emoción *neutral* de los segundos 2 al 17. Accede a los resultados, elige el primero y navega en el contenido bajo la misma emoción. La emoción *sad* se manifiesta en los segundos 53 al 56 mientras lee parte del contenido y de los segundos 83 al 88 cuando realiza una nueva búsqueda. La emoción *happy* se manifiesta durante la lectura del contenido sobre “qué comer y beber en la lumbalgia” (107"-112" y 115"-116"). La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 23:

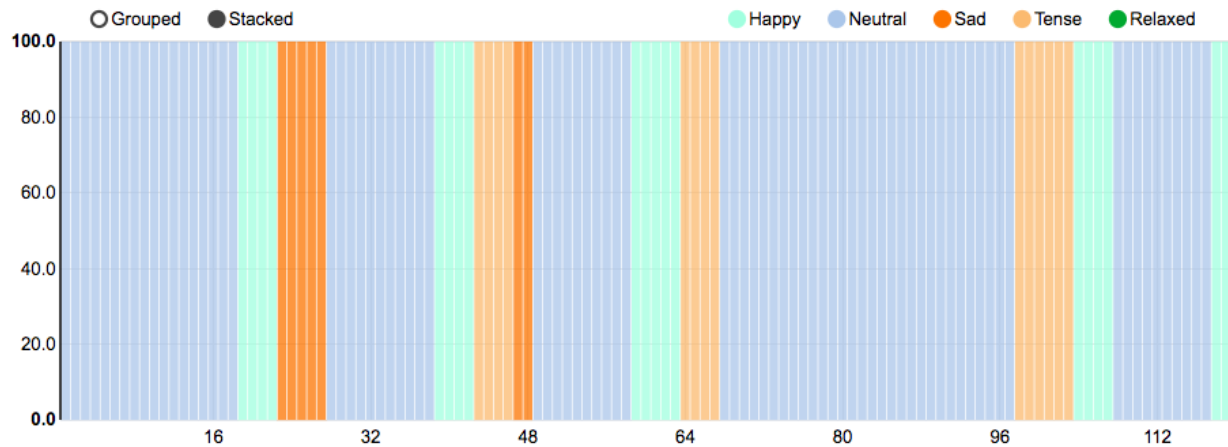


Gráfico 24: Espectro de emociones por segundo para el participante 23. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

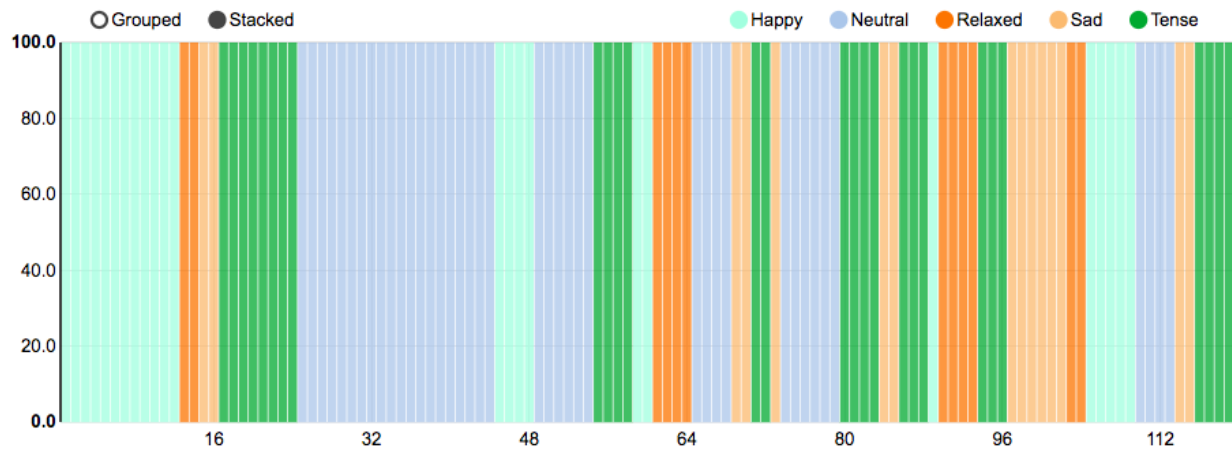
Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral, happy y sad

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

Entre los segundos 8 y 14 el participante realiza la primera búsqueda bajo la emoción *neutral*. En la visualización de los resultados mostrados por Google se manifiestan diferentes emociones, *neutral*, *happy* y *sad* (15"-31"). En el 32" modifica la consulta pero tiene problemas para acceder al resultado y se manifiesta la emoción *sad* (47"- 48"). La elección del resultado se produce en el 50" en estado neutral. La emoción *happy* se manifiesta de nuevo en la lectura de contenido sobre la Ruta del Señor de los Anillos. La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 24:



❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

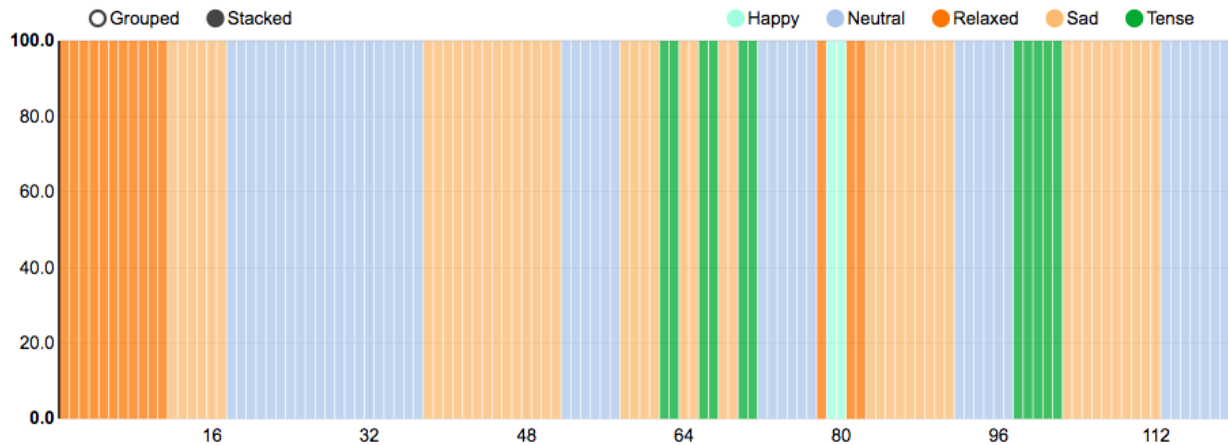
Fase 1. Consulta de búsqueda: happy y sad

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: tense

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

Durante los segundos que se produce la primera consulta en el buscador (5"-18") se manifiestan varias emociones como *happy* y *sad*. Durante la visualización de los resultados que Google ofrece (19"-25") el participante muestra un estado de tensión que se modifica a neutral con la elección de un resultado en el segundo 26. La emoción *happy* se muestra coincidiendo con la visualización de imágenes de un hotel y la emoción *sad* corresponde al final del estudio con la selección de fechas (69"-70") y un resultado que no carga correctamente (97"-102"). La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 25:



❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

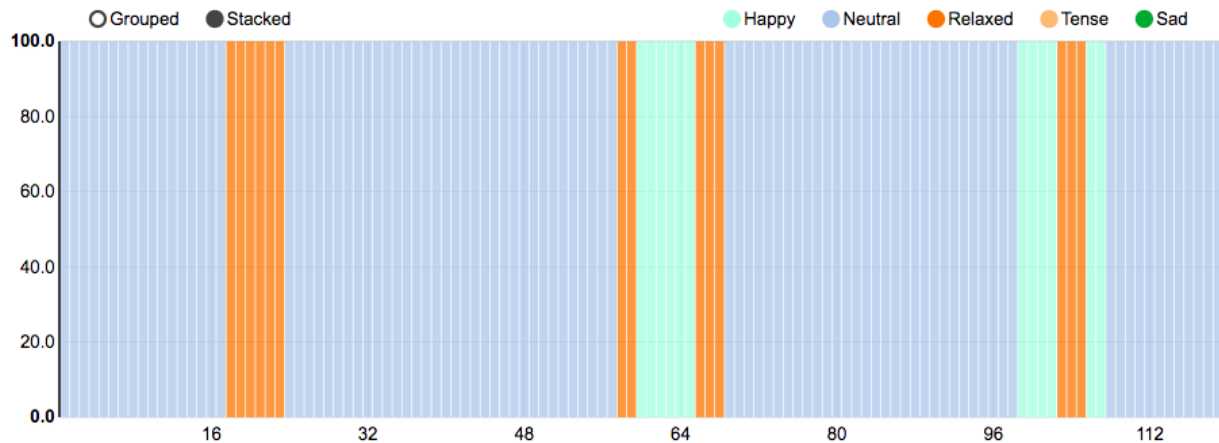
Fase 1. Consulta de búsqueda: sad y neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

La consulta de búsqueda se realiza de los segundos 4 al 20, manifestándose las emociones *sad* y *neutral* en el proceso. La visualización de los diferentes resultados se produce del 21 al 33 bajo la emoción *neutral* y en el 34 se produce la elección de uno de los resultados. En el resto del estudio, el participante manifiesta problemas para buscar contenido al confundir el cuadro de búsqueda de una página web concreta con el buscador general. Debido a este problema la emoción mostrada es *sad*. La emoción predominante durante el análisis es *sad*.

Participante 26:



❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

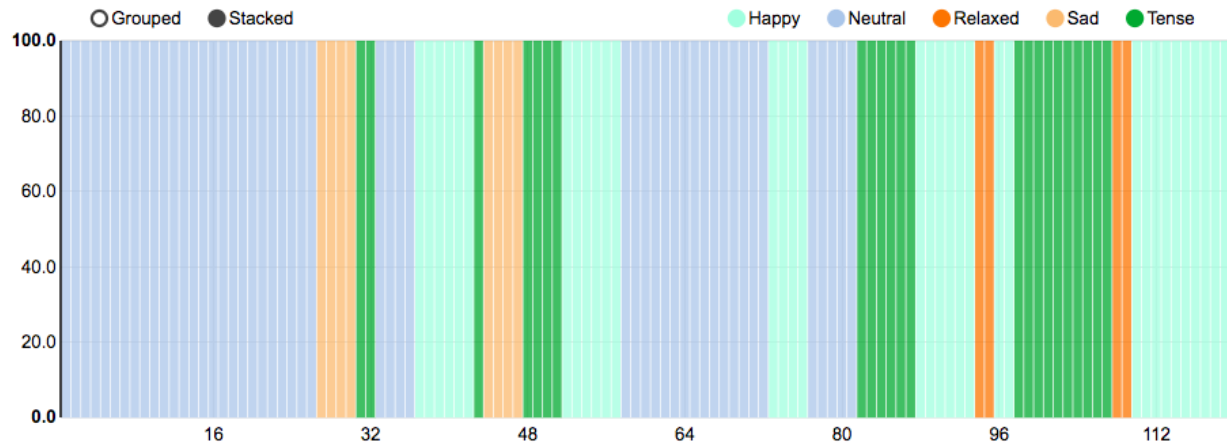
Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral, relaxed

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

Entre los segundos 2 y 13 el participante realiza la primera búsqueda “hawaii islands” bajo la emoción *neutral*. En la visualización de los resultados mostrados por Google se manifiesta la emoción *neutral* y el estado relaxed. Entre los segundos 31 y 44 modifica la consulta y escribe “flight to hawaii” bajo la emoción neutral y en el 52” bajo la misma emoción, elige uno de los resultados y hace click. La emoción happy se manifiesta al abrir la página de Kayak (60”-65”) y al consultar información sobre los vuelos (99”-102” y 106”-107”). La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 27:



❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

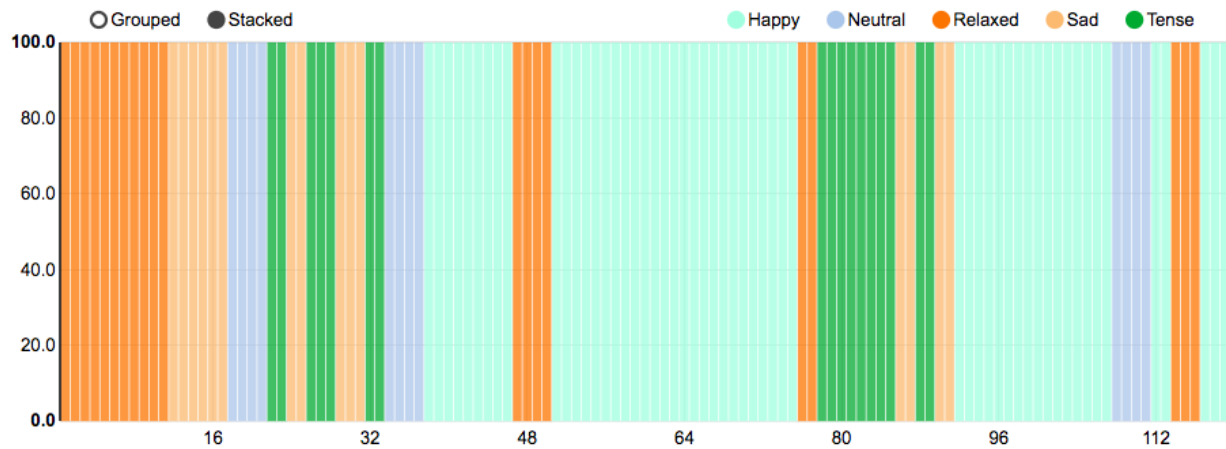
Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

La primera consulta se introduce en el buscador entre los segundos 1 y 9 bajo la emoción neutral. Desde el 10" al 22" se muestra la lista de resultados de google y continúa la emoción neutral, no hay cambios. Entre los segundos 23 y 26, el participante modifica su consulta añadiendo más palabras y del segundo 27 al 30 se manifiesta la emoción *sad* porque el resultado elegido tarda en abrirse. En el 35" finalmente accede al resultado elegido bajo la emoción neutral. Del 37" al 42" se manifiesta la emoción happy cuando el participante navega por una página de viajes. También se manifiesta del 52" al 57" al elegir la duración del viaje. La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 28:



❖ Escenario inicial elegido: la comparativa (neutral)

Fase 1. Consulta de búsqueda: relaxed

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad

Fase 3. Elección de un resultado: sad

La primera búsqueda se realiza bajo el estado relaxed de los segundos 1 al 9. Accede y visualiza la lista de resultados del 10" al 16" pasando de un estado relaxed a la emoción sad que se mantiene en la elección del resultado en el 17". La emoción happy se manifiesta del 38" al 46" cuando el participante escribe la segunda consulta "ventajas google assistant", del 51" al 75" y del 92" al 107" mientras lee contenido sobre el asistente Alexa. La emoción predominante durante el análisis es *happy*.

Participante 29:

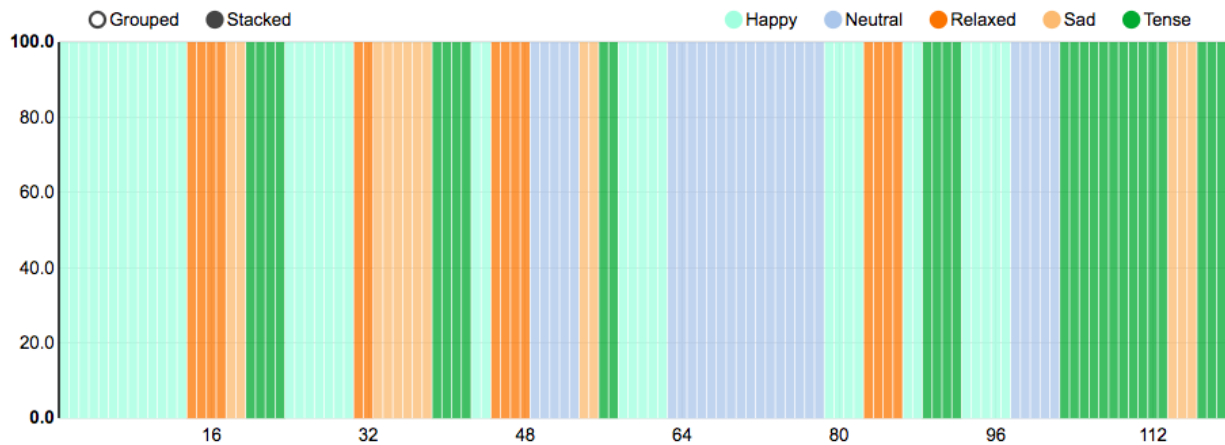


Gráfico 30: Espectro de emociones por segundo para el participante 29. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

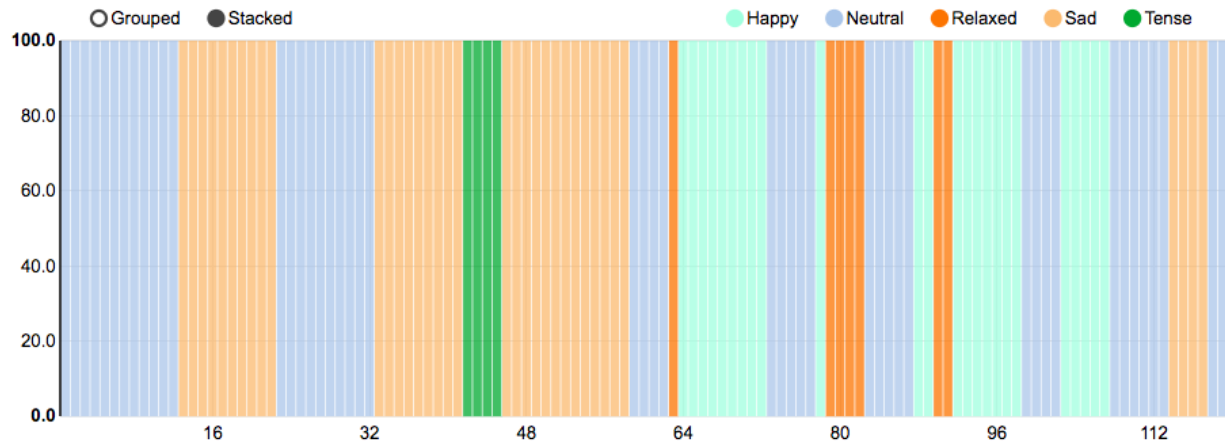
Fase 1. Consulta de búsqueda: happy

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad y happy

Fase 3. Elección de un resultado: sad

Del 1" al 6" bajo la emoción *happy* se realiza la primera consulta "best african safari" pero esta consulta se modifica entre los segundos 11 y 16 a "best country for safari". Del 17" al 25" se despliegan los resultados mientras el usuario manifiesta emociones diversas como *sad* o *happy*. En el 26" bajo la emoción *happy*, copia uno de los destinos y lo pega en el buscador. La emoción cambia a *sad* con la aparición de los nuevos resultados en el 33". La emoción *happy* se manifiesta también del 58" al 62" cuando el participante está personalizando el safari en una página de viajes y del 79" al 82" cuando visualiza Google Flights. La emoción predominante durante el análisis es *happy*.

Participante 30:



❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

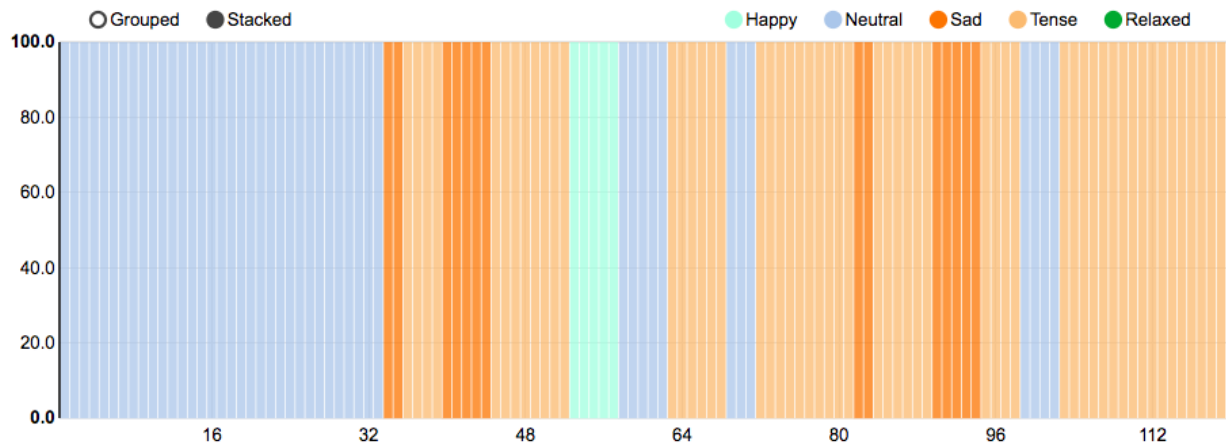
Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad

Fase 3. Elección de un resultado: sad

La primera búsqueda se realiza entre los segundos 1 y 11 bajo la emoción *neutral*. Los resultados son visualizados del 12" al 15" y el participante cambia a la emoción *sad*. En el 16" hace click en el resultado elegido también bajo la emoción *sad*. Los periodos de la emoción *happy* se corresponden a la visualización de una mapa de las islas Cayos Cochinos (63" -72" y 92" -98"). La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 31:



❖ Escenario inicial elegido: el médico (negativo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: neutral

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

La primera consulta se introduce en el buscador entre los segundos 1 y 12 bajo la emoción *neutral*. Desde el 13" al 22" se muestra la lista de resultados de google y continúa la emoción *neutral*. En el 23" hace click en el resultado que quiere consultar sin variación emocional. Durante el resto del estudio, el participante lee el contenido de la página abierta y percibimos grandes periodos de la emoción *sad* relacionados con la lectura sobre las causas de la urticaria y algunas imágenes de la enfermedad. La emoción predominante durante el análisis es *tense*.

Participante 32:

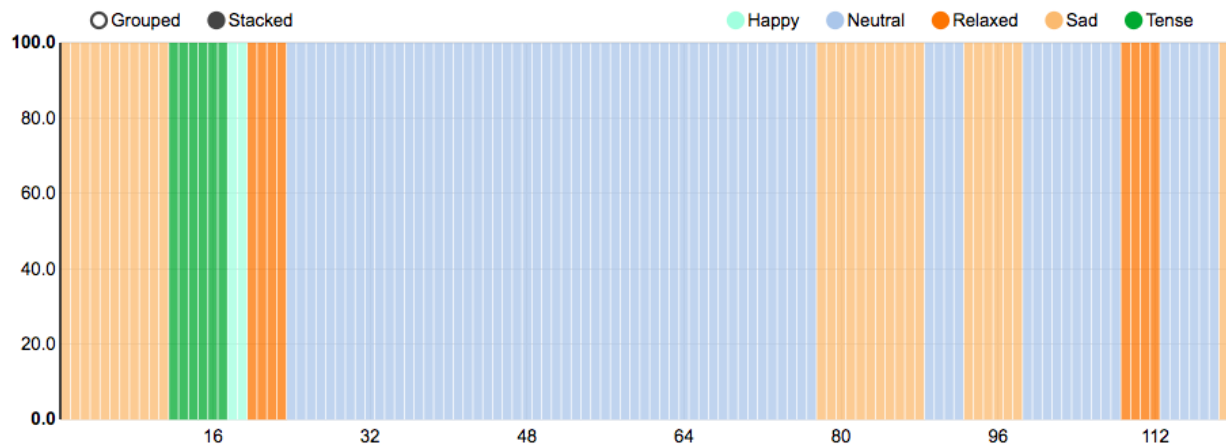


Gráfico 33: Espectro de emociones por segundo para el participante 32. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el médico (negativo)

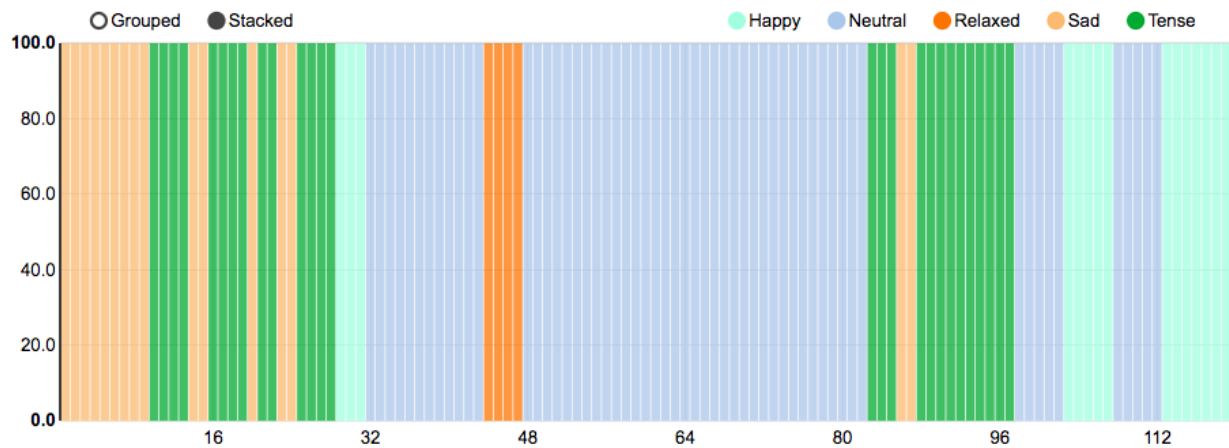
Fase 1. Consulta de búsqueda: sad

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: tense, happy, relaxed

Fase 3. Elección de un resultado: relaxed

La primera búsqueda se realiza bajo la emoción *sad* de los segundos 2 al 13. Accede y visualiza la lista de resultados del 14" al 22" pasando de la emoción *sad* un un estado *tense*, para posteriormente pasar a *happy* y *relaxed*. En el segundo 23 el participante elige el resultado que quiere consultar bajo el estado *relaxed*. Del 24" al 58" lee el contenido "La alteración de la piel puede ser un primer síntoma de algunos tipos de cáncer" bajo un estado *neutral*. Sin embargo, la emoción *sad* aparece nuevamente con la lectura de nuevo contenido sobre el "prurito braquiorradial" (78"-88") y sus síntomas (93"-98"). La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 33:



❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: sad, tense

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad y tense

Fase 3. Elección de un resultado: sad

Durante los segundos que se produce la primera consulta en el buscador (4"-14") se manifiestan varias emociones como sad y tense. Durante la visualización de los resultados (15"-23") se intercalan la emoción sad y el estado tense. En el segundo 24 se elige un resultado bajo la emoción sad y en el segundo 25 comienza a navegar por la página de trivago consultando hoteles en Bora Bora. La elección de un hotel y la visualización de sus fotos dentro de la página se produce bajo una emoción neutral. La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 34:

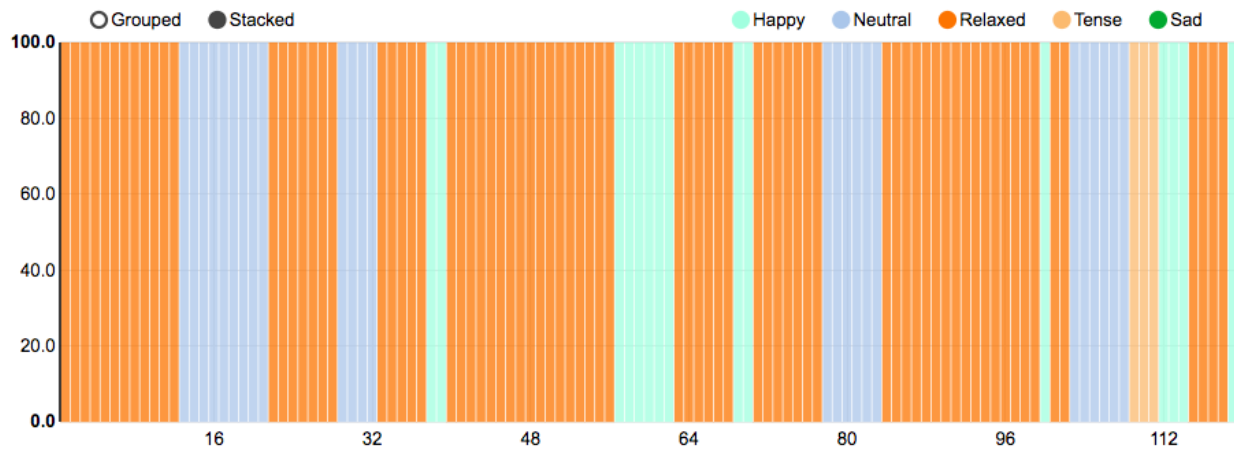


Gráfico 35: Espectro de emociones por segundo para el participante 34. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: relaxed

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: relaxed, neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

El participante inicia el estudio bajo el estado relaxed y realiza la primera consulta entre los segundos 1 y 8. Los resultados se muestran entre el 9" y 13" mientras se detecta relaxed y neutral, al igual que en la elección del resultado en el 14". En el segundo 40 se realiza una nueva búsqueda bajo el estado relaxed. Los periodos de la emoción happy coinciden con la realización de una nueva búsqueda y la elección de otro resultado. La emoción predominante durante el análisis es *relaxed*.

Participante 35:

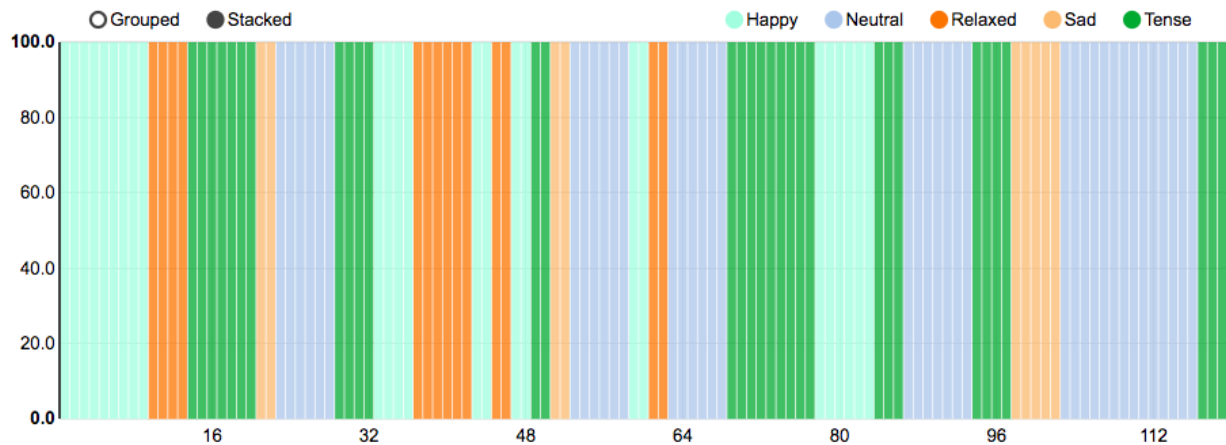


Gráfico 36: Espectro de emociones por segundo para el participante 35. Fuente: AffectLab.

❖ Escenario inicial elegido: el médico (negativo)

Fase 1. Consulta de búsqueda: happy

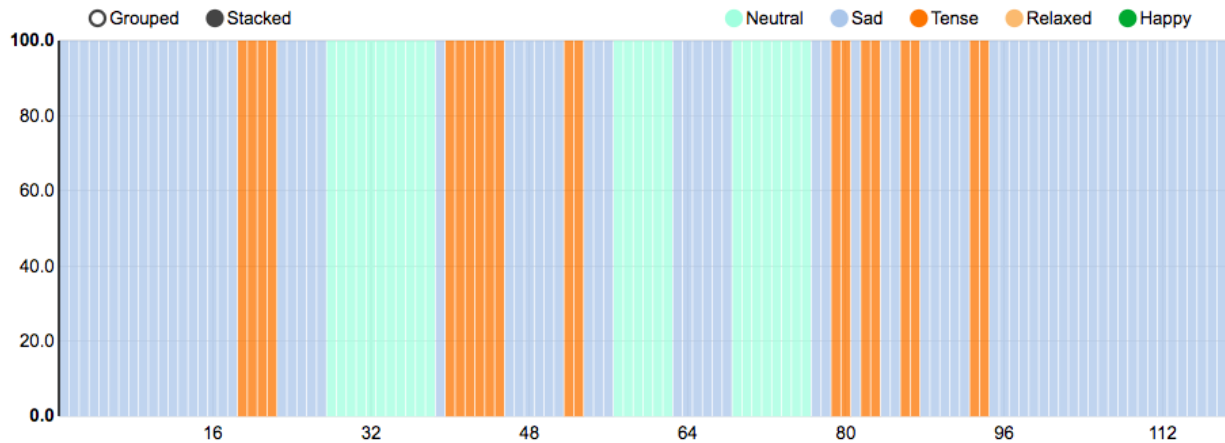
Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: relaxed

Fase 3. Elección de un resultado: tense

La consulta de búsqueda se produce en los segundos 2-8 con la emoción happy. Entre los segundos 9 y 13 se visualizan los contenidos que Google ofrece pasando a un estado relaxed. En el 14" el participante decide hacer click en los resultados de imágenes sobre "picor en brazo" pasando a un estado de tensión. De los segundos 31 al 65 navega por contenido web hasta realizar una nueva búsqueda en el 106". La emoción predominante durante el análisis es *neutral*.

Participante 36: Failed. Fallo en la medición. Los datos no se han grabado correctamente.

Participante 37:



❖ Escenario inicial elegido: la comparativa (neutral)

Fase 1. Consulta de búsqueda: sad

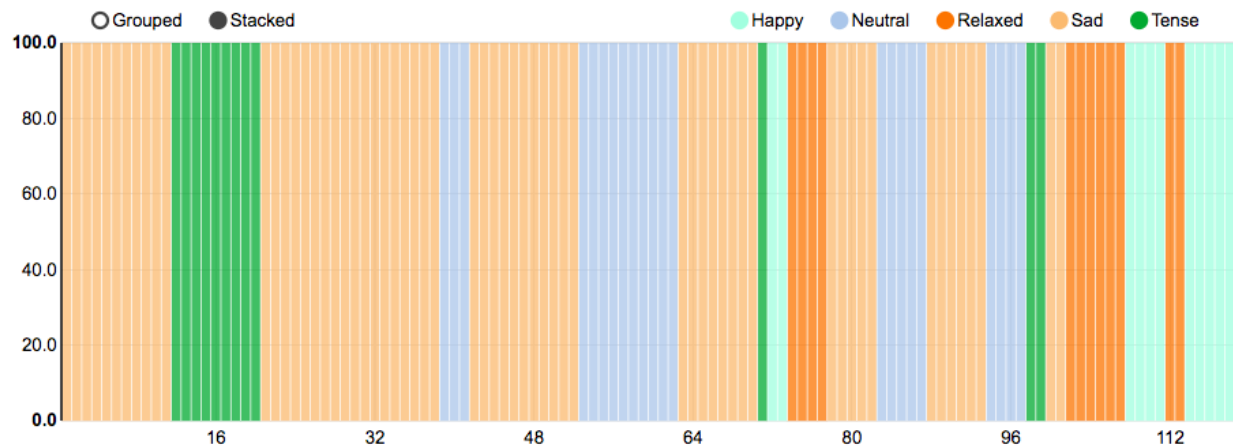
Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: sad

Fase 3. Elección de un resultado: sad

Durante los segundos que se produce la primera consulta en el buscador (1"-11") se manifiestan la emoción sad. El participante visualiza los resultados que Google ofrece (12"-17") bajo la misma emoción hasta hacer click en segundo 18 también con la emoción sad. El contenido elegido y consultado durante el periodo (19"-59") provoca diferentes emociones: tense, sad y neutral. La emoción predominante durante el análisis es *sad*.

Participante 38: Failed. Fallo en la medición. Los datos no se han grabado correctamente.

Participante 39:



❖ Escenario inicial elegido: el premio (positivo)

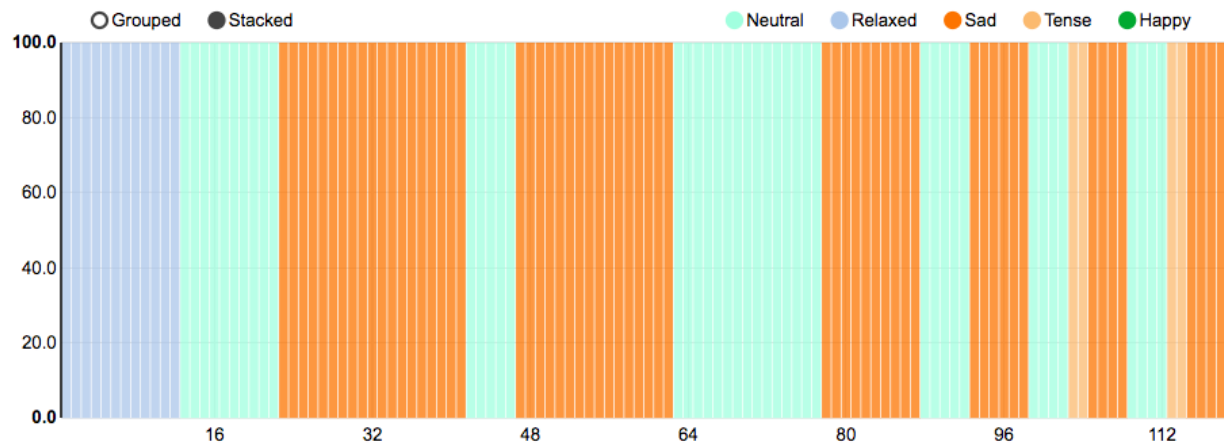
Fase 1. Consulta de búsqueda: sad, tense

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: tense, sad

Fase 3. Elección de un resultado: sad

El participante comienza la búsqueda entre la emoción sad y tense de los segundos 3 al 17. Del 18" al 24" navega por los resultados pasando del estado tense a nuevamente sad. La elección del resultado se produce en el segundo 25 bajo la emoción sad y a partir del 26 comienza a visualizar contenido. La gran variedad de emociones (neutral, sad, happy...) se manifiestan al final del estudio con la visualización de fotografías de Lanikai Beach. La emoción predominante durante el análisis es *sad*.

Participante 40:



❖ Escenario inicial elegido: la comparativa (neutral)

Fase 1. Consulta de búsqueda: relaxed

Fase 2. Visualización resultados mostrados por Google: neutral

Fase 3. Elección de un resultado: neutral

La primera y única consulta se realiza bajo un estado de relajación (2"-11") que cambia a neutral con la visualización de los resultados ofrecidos por Google (12"-16"). En el segundo 17 hace click en el resultado elegido bajo la emoción neutral. Desde el segundo 18 hasta el final del estudio, el participante lee el contenido de una única página sobre la comparativa entre diferentes asistentes personales. Durante la lectura se compaginan las emociones neutral y sad hasta finalizar el tiempo de análisis. La emoción predominante durante el análisis es *sad*.

Resultados

Para realizar el estudio EEG ofrecimos a los participantes la posibilidad de elegir entre tres escenarios que evocan diferentes emociones y que sirven como punto de partida para el análisis. Aunque conocer que no son casos reales o la mera elección del escenario puede influir en las emociones del usuario, el objetivo primordial era monitorizar su comportamiento y evolución durante la sesión. Debemos tener en cuenta que en la actualidad no existe la posibilidad de recrear este tipo de estudios en entornos y situaciones 100% naturales y reales ya que el mero hecho de necesitar instrumental externo influye en el proceso. Por tanto, el estudio se realiza con el contexto planteado pero en un futuro podría realizarse con otros planteamientos para comparar situaciones y comportamientos.

De los 40 estudios realizados, hemos podido obtener datos consistentes de 34 de ellos. Los 6 restantes han presentado fallos en la grabación del vídeo o en la medición de emociones. De los 34 estudios, 18 de ellos eligieron el escenario positivo para comenzar sus búsquedas, 8 eligieron el escenario negativo y los 8 restantes el escenario neutral. Estos escenarios fueron planteados para guiar la temática de la búsqueda, pero cada usuario es independiente y su respuesta emocional por tanto será diferente. Si bien cada escenario está relacionado con una emoción diferente, solo 8 de los 34 comenzaron su búsqueda con una emoción similar al escenario elegido y en tan solo 5 estudios la emoción global coincide con el escenario de partida.

Si analizamos el desarrollo de las emociones en la fase inicial de los estudios, podemos comprobar que en 21 de los 34 casos, la emoción que los participantes manifiestan durante la consulta de búsqueda cambia a otra emoción diferente cuando acceden y leen los resultados de búsqueda presentados por Google. Por tanto, en aproximadamente el 62% de los casos, la emoción ha sido modificada por los SERPs que ofrece el buscador. En 14 de los estudios se ha manifestado la emoción *sad* durante la visualización de los resultados, un dato interesante si tenemos en cuenta que solo 8 de los participantes eligió para sus búsquedas el escenario negativo. Ocurre lo contrario con la emoción *happy*. Pese a que 18 participantes eligieron el escenario positivo, la emoción *happy* solo se ha manifestado en la visualización de resultados para 4 de ellos. En 17 estudios (el 50% de los participantes), la emoción reflejada durante la elección de un resultado ha sido totalmente diferente a la emoción con la que el participante realizó la consulta de búsqueda.

En cuanto a la presencia y desarrollo de emociones durante la lectura de contenido y la navegación web, podemos destacar algunos datos interesantes:

- La emoción *happy* se manifiesta cuando los participantes acceden a imágenes sobre destinos exóticos, playas o mapas de islas. Tan solo se manifiesta la emoción *sad* durante la visualización de imágenes en aquellos participantes que eligieron el escenario negativo y que acceden a imágenes sobre enfermedades como la urticaria.
- La emoción *sad* es manifiesta en la elección/ selección de fechas, destinos y horarios. Pese a encontrarse en un escenario positivo, los participantes manifiestan la emoción *sad* cuando deben elegir fechas para sus vuelos u hoteles.
- Las emociones *happy* y *sad* se manifiestan a partes iguales cuando los participantes deciden volver al buscador y realizar otra consulta.
- La emoción *sad* es evidente cuando los participantes deben esperar para la carga de una página o de un resultado en concreto. Este dato coincide con el extraído por Gómez y Espinet (2016), quienes encontraron en su estudio repuntes negativos cuando el sistema no respondía a la interacción del usuario al buscar información.

Capítulo 5. Conclusions

The different studies carried out, using different tools for the recognition of emotions in text, have provided us the necessary evidence to verify that the different elements involved in the search processes can be largely classified in polarities (positive-negative), and emotionally. First, the search queries made by the user show emotions and these can be identified in the text thanks to the analysis of the words. Although the information is sometimes limited, this problem could be solved by adding the identification of emotions through facial parameters as a support element. The same goes for the content offered by search engines in response to search queries. In this thesis, we have emotionally analyzed some important meta tags for SEO, but other meta tags or all the content as a whole could be analyzed.

One of the first and main conclusions is that emotions are manifested through words and thanks to sentiment analysis tools, we can not only know if a word expresses positivity or negativity, but also if it is related to emotions such as joy or sadness. This analysis can be done at the sentence or document level, but the results are more satisfactory to a greater amount of text. It is also important to add the difficulty of working with sentiment analysis tools in languages other than English.

Thanks to the information provided by the sentiment analysis, we have been able to extract other conclusions: emotions are also part of the search processes. They are present in the queries and also in the contents that search engines like Google offer in their results pages. So far, the presence of emotions in the search processes had not been analyzed, something that makes this thesis relevant. In addition, thanks to the verification of hypothesis 3, we have been able to verify that these emotions present in the search results influence the emotional state of the user during the entire search process and web browsing. Therefore, if the search queries contain emotions and the contents too and also influence the state of the user, would it not be relevant to use this emotional information as a classification criterion? Keeping in mind the rise of personal assistants, to know the user's emotional state could be the key to offering more appropriate content and even to change certain negative or depressive tendencies. Especially now that we have demonstrated in this thesis that the contents and responses of search engines influence and modify the emotions of the user. For example, if we are looking for information about movie releases, the search engine offers

information about the billboard in cinemas closest to your location. But what if the search engine knew we were sad and could offer information about comedy premieres first? Let's give another example. A user makes a query such as: "what to do if you find a chest lump". Faced with a question like this, it would help a lot to know the emotional state of the person doing it. If we can detect that you are feeling fear, it would be helpful to offer you the contents of official sources that do not lightly use such sensitive terms as cancer.

On the other hand, that the users know the positivity or negativity of the results and the emotional load could help to change some negative tendencies since the positive emotions have the hypothesis to undo the cardiovascular effects of the negative emotions (Fredrickson et al., 2000). In addition, as we have mentioned above, users tend to click more on the results that offer a positive or happy feeling (Kazai, Thomas and Craswell, 2019). Words with negative or positive connotations influence brain chemistry, affecting our logic, reasoning ability or information processing (Cato et al., 2004). Hence the importance of knowing the affective charge of the words that we use in our searches and of the words in the contents that we obtain in response. The poor management of the contents offered to users and how they process it, has already led to the birth of negative phenomena such as fake news or the spread of the collective alarm as in the case of the treatment of Coronavirus. The need to offer users truthful, objective information and stop collective alarm has led to an organization as important as the World Health Organization to work together with Google. Thanks to an agreement between both, when a user searches for information about the coronavirus, the search engine first offers official WHO information in response.

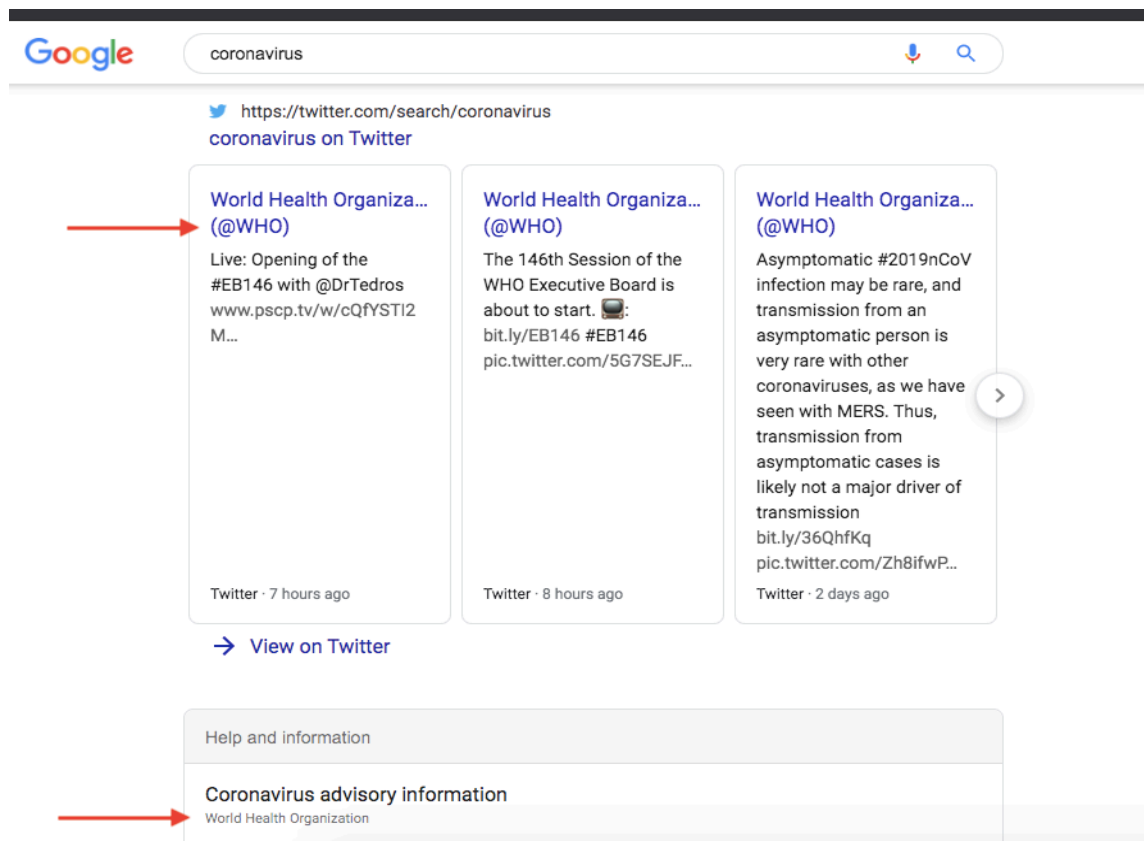


Figure 11: Google search results for "coronavirus". Source: Google

The case of the coronavirus is further proof of the need to analyze the contents we access and to have the possibility of establishing filters that place the needs and circumstances of people in the first place, especially on such sensitive issues as health. The right to information is fundamental and a social need that must be respected, as is the right to freedom of expression on the Internet, contained in article 19 of the Universal Declaration of Human Rights. Therefore, it is not the object of this thesis to question the limits of these rights but to give Internet users the possibility of adding the emotional factor as a criterion of relevance in the search processes, respecting art. 20 of the Spanish Constitution. As a result of the conclusions and needs presented in this thesis, through chapter 6, we propose the theoretical approach of a prototype that introduces emotions in the search processes. This prototype is based on the creation of a procedure that, using sentiment analysis, gives us emotional information about the search queries and the contents of the results pages. The result is an innovative procedure that includes the most human factor in this complex system and that respects article 19 of the Declaration of Human Rights, such as article 9 of the Data Protection Regulation and article 8 of the Charter of Fundamental Rights of the European Union.

Capítulo 6. SEO Emocional: planteamiento teórico del prototipo

Tras la verificación de las hipótesis previas, este capítulo tiene como objeto poner en práctica los conocimientos adquiridos y desarrollar el planteamiento teórico de un prototipo que introduzca las emociones en el proceso de búsqueda de información en Internet. Para ello, trabajaremos en la creación e implementación de un procedimiento con 3 fases diferenciadas. Primero, el análisis emocional de las consultas de búsqueda que realiza el usuario para determinar si son positivas o negativas y qué emociones expresan a través del texto. En segundo lugar, utilizando diferentes herramientas, proporcionaremos información afectiva sobre algunas etiquetas HTML importantes para SEO con el fin de determinar las emociones de los contenidos que se ofrecen como respuesta. Y por último, teniendo en cuenta la información emocional de las dos partes anteriores, proponemos una forma de clasificación opcional en el que las emociones son el criterio de relevancia.

Descripción del prototipo:

1. Nombre del proyecto o prototipo

SEO Emocional: procedimiento para el análisis emocional en los procesos de búsqueda de información en Internet.

2. Campo técnico

El prototipo hace referencia general a un procedimiento para el análisis de emociones en los procesos de búsqueda de información en Internet, abarcando el ámbito comunicativo y tecnológico.

3. Definición del formato

El formato a prototipar es un procedimiento, entendiéndose como un método que se sigue para implementar algo u obtener un resultado. Se estructura por pasos que deben seguirse, que no cambian con el tiempo y se ejecutan de la misma forma para cumplir un objetivo.

4. Definición del problema

Los procesos de búsqueda se basan en un sistema puramente racional en el que el usuario introduce su consulta y los buscadores le ofrecen resultados con diferentes contenidos. Para mostrar las páginas de resultados (*Search Engine Results Pages*), los buscadores extraen la información sobre qué busca el usuario, qué palabras clave utiliza y posteriormente ejecutan tres pasos: rastreo, indexación y publicación. A través del rastreo, el robot de Google o de otros buscadores analiza y añade a un índice las páginas web que considera más apropiadas según la consulta del usuario. Con la indexación, el robot procesa las páginas, los contenidos, las palabras clave que contienen las metaetiquetas de la página web y toda la información para generar una base de datos que compare contenidos. Por último, el sistema busca en el índice los contenidos o páginas web que coincidan con el motivo de la consulta y el motor de búsqueda ofrece la lista de resultados que considera más apropiados. En todo este proceso, los factores que determinan la relevancia de los contenidos y páginas web son factores SEO.

Hasta el momento, el factor más humano no ha formado parte del proceso. El usuario accede a los resultados y a la información pero desconoce la emocionalidad de los mismos. Tiene acceso a contenidos que pueden modificar sus emociones sin ser consciente de ello. Todo usuario de Internet además de tener el derecho a una información verídica y contrastada, debería poder tener el derecho de conocer qué emociones manifiestan los contenidos a los que accede y decidir, también teniendo en cuenta estos datos, qué resultados quiere consultar. Lo mismo ocurre con los buscadores o asistentes personales, los cuáles pueden saber sobre qué información está buscando un usuario pero desconocen cómo se siente en el momento de la búsqueda. Conocer las emociones a través del análisis de texto podría otorgar también a la tecnología una nueva herramienta de personalización.

5. Finalidad

La finalidad de este proyecto es introducir las emociones en un proceso hasta ahora puramente racional con el fin de ayudar a los usuarios a sentirse más entendidos. Esto permitirá que los usuarios tengan más información sobre los contenidos a los que acceden y que los buscadores y asistentes personales tengan datos sobre el estado emocional del usuario con el fin de poder personalizar más sus respuestas. Además, añadir el valor de las emociones en procesos que realizamos diariamente como es buscar en Internet, podría ayudar a cambiar

tendencias negativas o depresivas teniendo en cuenta que las palabras positivas o negativas influyen en nuestra capacidad de razonamiento y procesamiento de la información.

6. Abstract

Presentamos un procedimiento novedoso para el análisis emocional en los procesos de búsqueda de información en Internet, incluyendo las consultas que realiza el usuario y los contenidos que los buscadores muestran como respuesta. Gracias a la creación de este prototipo y mediante el análisis de sentimiento, podremos conocer la emoción que expresa la consulta de búsqueda que realiza un usuario y las emociones que implícitamente contienen diferentes etiquetas HTML relacionadas con el SEO de los contenidos que Google ofrece como respuesta. Con este procedimiento obtendremos información emocional que podrá ser de gran utilidad tanto para el usuario, como para buscadores y asistentes personales. Actualmente los contenidos que ofrece Google en sus SERPS se basan en la indexación de páginas según la relevancia siguiendo diferentes factores SEO. Con este prototipo queremos añadir un nuevo factor, las emociones. Para su desarrollo se combinarán varias herramientas correspondientes a los dos modelos de representación de emociones, dimensional y categórico, combinando así sistemas basados en técnicas de aprendizaje automático y sistemas basados reglas manuales. Las herramientas escogidas han sido: Text Analytics de Microsoft (modelo categórico), Tone Analyzer de IBM (modelo categórico) y la combinación de los léxicos *The NRC Valence, Arousal, and Dominance Lexicon* y *EmoLex* (modelo dimensional), ambos desarrollados por el Consejo Nacional de Investigación de Canadá.

Por tanto, este prototipo abre la puerta a la inclusión del análisis de sentimiento en los procesos de búsqueda de información en Internet, diferenciando las emociones implícitas en las consultas de búsqueda y en los contenidos y ofreciendo una vía alternativa para convertir las emociones en un nuevo sistema de clasificación.

7. Antecedentes

El análisis de sentimiento es utilizado para saber si un texto es positivo o negativo e incluso, para establecer qué emociones se manifiestan en él. Esta rama del análisis de texto se realiza a través de diferentes herramientas y recursos lingüísticos como los diccionarios y léxicos de opinión y su objetivo es extraer la información subjetiva y afectiva. Aunque el análisis de sentimiento es relativamente moderno, ya se ha instaurado como método para conocer la opinión de los usuarios sobre servicios, para valorar películas, negocios o

productos. Sin embargo, aún no ha sido utilizado en los procesos de búsqueda como herramienta para introducir las emociones y su valor diferencial. Si conocemos en cambio el interés de algunas empresas y buscadores como Google por desarrollar sistemas que ofrezcan información emocional sobre sus usuarios.

El antecedente más importante a este prototipo lo encontramos en la patente del propio Google *“Ranking Query Results Using Biometric Parameters”* (EEUU, No. 13/781,436, 2016). El objetivo de esta invención es utilizar los datos biométricos como factores de clasificación en sus rankings. Mediante algunos indicadores como la temperatura corporal, dilatación de la pupila, contracciones oculares, enrojecimiento facial, frecuencia de parpadeo o datos de frecuencia cardíaca, Google pretende medir la satisfacción o insatisfacción de los usuarios frente a un resultado de búsqueda y utilizar esa información para modificar la calificación y clasificación de los resultados. Esto quiere decir que si uno o varios usuarios muestran desagrado frente a un resultado, su posición en el ranking posiblemente empeorará. En este caso, el objeto de análisis es el agrado o desagrado que los usuarios manifiestan ante ciertos resultados de búsqueda, pero siempre basándose en la experiencia subjetiva del usuario. A diferencia del presente prototipo, la patente no muestra la emoción ni de la consulta previa realizada por el usuario, ni de los contenidos mostrados por Google. Tampoco se incluye el análisis de sentimiento como herramienta por lo que las diferencias entre ambos proyectos son evidentes. En cambio, sí encontramos el análisis de sentimiento en la patente presentada por Alibaba *“Comment ranking by search engine”* (EEUU, No. 10/242,105). En este caso, se expone el análisis emocional de texto en los comentarios para conocer la opinión de los usuarios sobre los productos y establecer clasificaciones. No hablamos por tanto del mismo escenario ya que nuestro prototipo se centra en los procesos de búsqueda en Internet y no en el análisis marketiniano.

8. Descripción detallada del desarrollo

El objetivo de este prototipo es desarrollar un método de análisis emocional capaz de detectar, a través del análisis de sentimiento, la polaridad y emociones presentes en el texto de las consultas de búsqueda y de los contenidos que los buscadores ofrecen como respuesta. Este método ofrecerá información sobre: 1) las emociones del usuario cuando realiza la consulta gracias al análisis de las palabras empleadas; 2) de los contenidos que los motores de búsqueda como Google ofrecen en sus páginas de resultados gracias al análisis de algunas etiquetas HTML importantes para SEO. Esto permitirá al usuario conocer la emoción de su

consulta de búsqueda y las emociones de los contenidos a los que tiene acceso, consiguiendo así datos extra informativos a la hora de elegir un resultado. También ofrecerá información al buscador o asistentes personales sobre las emociones de la consulta, información afectiva muy relevante si lo que estas empresas buscan es la máxima personalización de los contenidos. La invención se basa en un método de análisis emocional en el que se utilizarán tres herramientas diferentes que pertenecen a los dos modelos de representación de emociones: el modelo categórico y el modelo dimensional. Las herramientas de Text Analytics y Tone Analyzer pertenecen al modelo categórico, en el que las emociones están representadas por palabras o etiquetas dentro de una categoría específica. Por su parte, los léxicos utilizados pertenecen al modelo dimensional, el cual representa las emociones en un espacio de dos o tres dimensiones y cada emoción tiene un lugar específico en ese espacio.

Durante este análisis se realizarán dos procesos diferentes, el análisis de la consulta de búsqueda y el análisis de las etiquetas más importantes para SEO como son <title>, <description> y <H1> de los contenidos que el buscador ofrece como respuesta a esa consulta. De forma detallada, el método consistiría:

Análisis de la consulta de búsqueda

1. El usuario escribe su consulta de búsqueda en la barra de un navegador, ya sea en desktop o mobile. También podría aplicarse a las apps de asistentes personales.
2. Se extrae la consulta de búsqueda completa a nivel oración y se analiza utilizando la API de Text Analytics. Esta API, utiliza un algoritmo de clasificación de aprendizaje automático que después de analizar el texto, genera una puntuación entre 0 y 1. Las puntuaciones cercanas a 1 indican positividad y las puntuaciones cercanas a 0 indican negatividad. Como resultado, obtenemos la primera clasificación del texto, estableciendo si la consulta de búsqueda es positiva o negativa.
3. Paralelamente se realiza el mismo proceso utilizando el léxico EmoLex. Este léxico nos ofrece información afectiva sobre las palabras, asociando cada una de ellas a las diferentes polaridades y emociones básicas (Anger, Disgust, Fear, Joy, Sadness y Surprise). Utilizando un algoritmo de programación, extraemos las diferentes palabras que forman la consulta de búsqueda excluyendo determinantes, conjunciones y preposiciones. Una vez tenemos las palabras que queremos analizar, las comparamos con el excel de EmoLex y extraemos la información afectiva sobre cada una de ellas.

Debemos tener en cuenta que las palabras solo podrán asociarse a positivo - negativo y emociones en caso de que aparezca representado el número 1 en la casilla correspondiente. Si por el contrario aparece un 0, la emoción no estará representada o no podrá asociarse a positivo - negativo, dependiendo del caso. Tampoco están todas las palabras del diccionario en este léxico. Basándonos en el cómputo general de las palabras, establecemos una clasificación definitiva para las polaridades y emociones.

4. Se comparan los resultados de ambas herramientas para establecer una clasificación final. Los resultados se visualizarán a través de diferentes emojis en el lateral derecho:

Positivo: 👍

Negativo: 👎

Joy: 😊

Sadness: 😞

Anger: 😡

Fear: 😨

Disgust: 🤢

Surprise: 😲









Análisis de etiquetas HTML en los contenidos

1. Se indexa la consulta de búsqueda del usuario para acceder a los resultados que ofrece el buscador, siguiendo el procedimiento habitual. De esta forma, visualizamos la página con todos los SERPS.
2. Gracias al algoritmo de este prototipo: 1) extraemos las URL de los diferentes SERPS para convertirlos en unidades independientes; 2) accedemos al código fuente de cada una de las páginas; 3) rastreamos el contenido en HTML para extraer la información de las etiquetas <title>, <description> y <H1>; 4) esa información se convierte en texto plano, sin caracteres especiales ni código y se convierte en un nuevo documento de análisis.
3. El documento con la información de las etiquetas <title>, <description> y <H1> se analiza con la API de Text Analytics siguiendo el mismo procedimiento que en el análisis de las consultas. De este modo, sabremos si las etiquetas más importantes

para SEO y utilizadas en el ranking, se clasifican como positivas o negativas en cada uno de los resultados.

4. Ese mismo documento se analiza con la API de Tone Analyzer. Utilizamos por primera vez esta herramienta para extraer las emociones en texto debido a su mayor efectividad en textos de mayor longitud, por lo que no era apropiada para el análisis de las consultas. El texto plano se envía a la API de esta herramienta la cual acepta hasta 128 KB de texto, aproximadamente 1000 oraciones. Los resultados se extraen en JSON, un formato de texto que puede utilizarse fácilmente para el intercambio de datos. En ese texto se informan sobre las emociones encontradas en el documento.
5. Para aplicar el modelo dimensional y tener una herramienta de apoyo en los resultados, utilizamos *The NRC Valence, Arousal, and Dominance Lexicon*. Este léxico expone en un excel información sobre el grado de valencia, excitación y dominancia de una lista de palabras. La valencia (valence) hace referencia a “agradable a desagradable”, la excitación (arousal) se refiere al estado “calmado a excitado” y dominio (dominance) muestra la variación de “controlado a descontrolado” de una palabra. Cada palabra tendrá una puntuación en el intervalo de 0 a 1 para cada dimensión, estableciendo que las palabras con valencias entre 0.000 y 0.0350 serán clasificadas como desagradables o negativas, las valencias entre 0.0350 y 0.650 serán consideradas neutrales y entre 0.650 y 1.000 se establecerán como agradables o positivas. Utilizando el texto plano del documento con la información de las etiquetas, extraemos las palabras excluyendo determinantes, conjunciones y preposiciones. Además, se aplicarán las siguientes reglas: 1) las palabras extraídas del texto en plural tendrán el mismo valor que en singular; 2) cuando un verbo o sustantivo vaya precedido de “no” o “not” se anulan los valores correspondientes y esa palabra no será cuantificada; 3) se creará una lista de nombres que no deberán ser analizados como nombres de ciudades, lugares relevantes, medios de comunicación, etc. Esto evitará la confusión en el análisis de palabras incluidas en ciertos nombres que tienen una valencia positiva o negativa por sí solas. Ejemplo: Eiffel Tower. El resultado del análisis con este léxico será una visión general sobre la positividad o negatividad del contenido.
6. Tras el análisis de las tres herramientas, comparamos los resultados extraídos y cruzamos los datos para obtener una calificación final referente a la polaridad y a las emociones presentes en las etiquetas HTML.

7. Gracias a este análisis, el usuario podrá visualizar los diferentes emojis correspondientes a positivo - negativo y a las emociones en cada resultado de búsqueda mostrado por el buscador. Los iconos aparecerán entre el título y la descripción.

Positivo: 
Negativo: 
Joy: 
Sadness: 
Anger: 
Fear: 
Disgust: 
Surprise: 

Gracias a este procedimiento, los usuarios pueden conocer sus propias emociones en el texto cuando escriben la consulta y también la positividad o negatividad y las emociones de los contenidos a los que acceden. Según el estudio realizado por Kazai, Thomas y Craswell (2019) los usuarios tienden a clicar más los resultados que ofrecen positividad o felicidad, por lo que conocer de antemano esta información afectiva podrá ser de gran utilidad en la elección de resultados. También será de ayuda para usuarios que padezcan ciertas afecciones y enfermedades como la hipocondría o depresión.

Este prototipo está sujeto a modificaciones, variaciones y otras realizaciones que vendrán a la mente de los expertos en la técnica y que están destinadas a ser cubiertas por esta divulgación. Sin embargo, valga el presente documento como la base detallada de un proyecto en fase inicial cuyo objetivo es convertirse en un procedimiento útil y aplicable.

9. Dibujos y descripción

Ver ANEXO II.

10. Objetivos perseguidos

La creación de este prototipo tiene dos objetivos claramente diferenciados. En primer lugar, ofrecer por primera vez al usuario información emocional sobre los contenidos a los

que accede en Internet. Gracias a la clasificación que se ofrecerá después de aplicar diferentes herramientas y materiales, el usuario podrá conocer cuál es la carga afectiva de los resultados que el buscador ofrece como respuesta a su consulta. Esto le permitirá decidir qué contenidos pueden ser más o menos apropiados teniendo en cuenta no solo la información sino también las emociones implícitas en el texto. En segundo lugar, este prototipo también ofrecerá información sobre la emoción que expresa la consulta de búsqueda que introduce el usuario, abriendo así una puerta en el futuro para motores de búsqueda y asistentes personales que quieran personalizar sus respuestas en base a las emociones.

11. Destinatarios

Esta propuesta afecta tanto a los usuarios de Internet como a empresas de tecnología y comunicación. Los usuarios pueden encontrar gracias a este prototipo la información emocional sobre los contenidos a los que acceden en Internet, conocer su propio estado emocional cuando realizan consultas de búsqueda y tener la opción de elegir aquellos contenidos que más les interese teniendo en cuenta el criterio emocional. En cuanto a las empresas de tecnología, comunicación o marketing, son destinatarios a nivel comercial. Este prototipo puede añadir valor a sus servicios, mejorando su oferta al cliente al añadir el factor emocional en su ecuación. Motores de búsqueda como Google podrán ofrecer información adicional a sus usuarios o establecer las emociones como un nuevo factor SEO. Asistentes personales como Siri o Alexa mejorarán la comunicación y calidad de sus respuestas al conocer mejor emocionalmente a su interlocutor.

12. Recursos materiales

Para el desarrollo de este prototipo, en primer lugar necesitamos las licencias y permisos correspondientes a las herramientas de Text Analytics, Tone Analyzer y los léxicos de NRC. Tanto las herramientas automáticas como los léxicos del Consejo Nacional de Investigación de Canadá cuentan con una versión de testeo apta para la investigación y el desarrollo de pequeños estudios. Sin embargo, para la comercialización de su uso es necesario la compra de las APIs (Application Programming Interface) y de la licencia del NRC Word-Emotion Association Lexicon.

- Text Analytics API es un servicio de análisis de texto creado con algoritmos de aprendizaje automático de Microsoft que proporciona el procesamiento del lenguaje natural y realiza cuatro funciones: análisis de sentimiento, extracción

de frases clave, detección de lenguaje y reconocimiento de entidades. El precio por su API varía según la localización pero a nivel general se pueden realizar hasta 5.000 transacciones gratis por mes y después variaría según la cantidad de transacciones.

- Tone Analyzer es un servicio de IBM Watson TM que utiliza análisis lingüísticos para detectar emociones y tonos emocionales en textos escritos. Este análisis puede realizarse tanto en oraciones individuales como a nivel documento. Al igual que Text Analytics ofrecen toda la información necesaria para la instalación y desarrollo de la API a nivel programación. Ofrecen diferentes planes para su adquisición. Con el plan gratuito Lite se pueden realizar hasta 2.500 llamadas de API al mes sin coste, después el coste sería 0,007421 € por llamada disminuyendo el coste al superar las 250,001 llamadas o usos de la API.
- *The NRC Sentiment and Emotion Lexicons* es una colección de léxicos desarrollados por el Consejo Nacional de Investigación de Canadá que incluye los dos necesarios para este prototipo (*The NRC Valence, Arousal, and Dominance Lexicon* y *EmoLex*). El precio es de 975.00 CAD, lo que equivale a 653€ aproximadamente. *The NRC Valence, Arousal, and Dominance Lexicon* representa en un excel la carga afectiva de diferentes palabras. Ofrece información sobre el grado de valencia, excitación y dominancia a través de puntuaciones que se mueven en el intervalo de 0 a 1 siendo 0 muy negativo y 1 muy positivo. *EmoLex* es un léxico que se presenta en formato excel con 9 columnas, una para el listado de palabras, dos para las diferentes polaridades (positivo - negativo) y seis más para las emociones básicas (Anger, Disgust, Fear, Joy, Sadness y Surprise). El sistema de clasificación se basa en 0 y 1 y cada palabra cuenta con uno de estos números en cada casilla. Una palabra podrá considerarse positiva o negativa y asociada a diferentes emociones si encontramos el 1 en la casilla correspondiente.

Además de estas tres herramientas, necesitamos 2 ordenadores y diferentes tecnologías web de *back-end* y *front-end*.

13. Recursos humanos

Para el desarrollo de este prototipo son necesarias 3 figuras imprescindibles: un programador, un analista de datos y un experto en neurolingüística. Para comenzar con este proyecto el equipo deberá estar formando mínimamente por estos tres perfiles, sin embargo será necesario aumentar el número de trabajadores según se avance en su desarrollo y se exporte a diferentes mercados. El analista de datos es el encargado de presentar toda la información relativa al proyecto y especificar cuáles son los pasos a seguir para conseguir los mejores resultados. También se encargará de la supervisión durante todo el desarrollo, del testeo y de la medición de los resultados. Estará apoyado por la figura del experto en neurolingüística, quien aportará su visión profesional relativa a la introducción de las emociones en el proceso y de cómo hacer una gestión eficaz y saludable de las mismas. Por su parte el programador o programadores serán los encargados de gestionar toda la información relativa a las APIs, conectar las diferentes herramientas y hacer funcionar el procedimiento planteado. A través de diferentes lenguajes de programación, su función será convertir en un producto real todas las ideas presentadas en el presente prototipo.

14. Planificación

Para el desarrollo práctico de este procedimiento, es necesario realizar diferentes tareas y actividades siguiendo un orden temporal y lógico. Para ello dividimos la planificación en tres fases. La primera fase se centrará en la búsqueda de financiación, el apoyo económico necesario para su desarrollo y la formación de un equipo de trabajo sólido que cuente con los perfiles previamente descritos. La segunda fase está centrada en la preparación del material necesario para el cumplimiento de la siguiente fase. La tercera fase es una de las más arduas porque consiste en el desarrollo completo del código que pondrá en funcionamiento este prototipo. Por último, la cuarta fase será para el testeo del procedimiento y para realizar las modificaciones necesarias.

Fase 1

- Búsqueda de financiación.
- Formación del equipo de trabajo.

Fase 2

- Compra de la licencia para uso comercial de los léxicos *NRC Word-Emotion Association Lexicon* pertenecientes al National Research Council Canada. También es

necesaria la adquisición de las APIs de Text Analytics (Microsoft) y Tone Analyzer (IBM) y de la documentación necesaria para su implementación.

Estudio de las guías de instalación y de toda la información concerniente a las APIs para su inclusión en el algoritmo de este procedimiento.

- Extracción de los léxicos y preparación para su uso en el procedimiento.
- Creación de la lista de nombres que no deben ser analizados con el excel del léxico como nombres de ciudades, personajes públicos, lugares emblemáticos, medios de comunicación, etc.

Fase 3

- Creación del algoritmo de extracción de datos y análisis. Esta fase de programación será desarrollada por un profesional de la programación informática.
- Inclusión de las APIs de Text Analytics y Tone Analyzer y léxicos en el código de programación.
- Desarrollo completo del código para el funcionamiento del prototipo.

Fase 4

- Testeo del procedimiento para el análisis de sentimiento en las consultas de búsqueda.
- Testeo del procedimiento para el análisis de sentimiento en los resultados de búsqueda
- Correcciones y modificaciones en el algoritmo.

15. Privacidad y protección de datos

El respeto por la privacidad y la protección de datos del usuario es primordial en el desarrollo de este prototipo. Al igual que ocurre con el uso de dispositivos de voz o reconocimiento facial, el análisis de emociones está sujeto a la legislación vigente. Será por tanto requisito inicial y obligatorio el consentimiento previo del usuario para activar cualquier método, herramienta o extensión relacionada con este prototipo. De esta forma, se asegura el cumplimiento de: 1) artículo 9 del Reglamento de Protección de Datos, el cuál prohíbe el tratamiento de datos personales salvo con el consentimiento expreso del interesado; 2) artículo 8 de la Carta de los Derechos Fundamentales de la Unión Europea que establece el derecho a la protección de los datos personales de toda persona.

16. Acciones de futuro

El desarrollo práctico de este planteamiento teórico es el inicio de un proyecto que puede ser desarrollado de forma más extensa y cuyas aplicaciones podrán ser múltiples. En primer lugar, contemplamos la posibilidad de llegar a un acuerdo con algún motor de búsqueda para incluir este procedimiento en su sistema de indexación, permitiendo así a los buscadores y asistentes personales, conocer mejor a su interlocutor y personalizar más los contenidos y respuestas. Para una aplicación de tal envergadura es necesario poder contar con este prototipo como muestra del procedimiento. Con esta extensión y aplicación a gran escala, podríamos ser testigos de la inclusión de las emociones a través de texto en los procesos de búsqueda de información que realizamos a diario. Además, pese a que este prototipo se centra en el análisis en texto, no descartamos añadir otros factores de análisis como los parámetros faciales.

En segundo lugar, planteamos la posibilidad de crear una extensión chrome²³ de SEO Emocional que utilice los datos afectivos de las etiquetas HTML relevantes en SEO como criterio de clasificación. Esta acción no modificaría los resultados que muestra el buscador sino su orden dentro de la página y los criterios deberán ser propuesto por un experto en neurolingüística o en psicología. Por ejemplo, en temas sensibles como la salud, podría ser recomendable colocar en primer lugar los resultados provenientes de fuentes oficiales seguidos de aquellos clasificados como neutrales y que no contengan emociones negativas.

²³ Programa que añade nuevas funciones al navegador para personalizar la experiencia y proporcionar mayor rendimiento.

BIBLIOGRAFÍA

Adams, R. (2016). *SEO 2016: learn search engine optimization*. Kindle Edition.

Agarwal, A., Xie, B., Vovsha, I., Rambow, O. y Passonneau, R. (Junio, 2011). *Sentiment analysis of twitter data*. In *Proceedings of the workshop on languages in social media* (pp. 30-38). Association for Computational Linguistics.

Ángel, P. A. V. y Haeders, S. V. (2010). *Clasificación básica de neuroseñales*. Universidad Tecnológica de Pereira. Facultad de Ciencias Básicas. (Disertación doctoral). Recuperado de: http://media.utp.edu.co/maestria-instrumentacion-fisica/archivos/Anexo_1_PEP_MAESTRIA_EN_INSTRUMENTACION_FISICA.pdf

Antonacopoulos, A., Karatzas, D. y Lopez, J. O. (Enero, 2001). *Accessing textual information embedded in internet images*. *Proceedings of SPIE Internet Imaging II*. (Vol. 4311, pp. 198-205). San Jose, USA. <https://doi.org/10.1117/12.411891>

Arnold, M. (1970). *Feelings and Emotions*. New York and London. Academic Press.

Baldassarri Santalucía, S. (2016). Computación afectiva: tecnología y emociones para mejorar la experiencia del usuario. *Bit & Byte*, 2.

Belli, S y Íñiguez-Rueda, L. (2008). *El estudio psicosocial de las emociones: Una revisión y discusión de la investigación actual*. *Psico*, 39(2), 139-151.

Belli, S., Harré, R y Íñiguez, L. (2010). *EMOCIONES Y DISCURSO: Una mirada a la narrativa científica de la construcción social del amor*. Prisma Social. (Nº 4, pp. 1- 45). Las Matas, España. Recuperado de: <https://www.redalyc.org/pdf/3537/353744577010.pdf>

Bericat Alastuey, E. (2012). *Emociones*. Sociopedia.isa, 1-13. Universidad de Sevilla. DOI: 10.1177/205684601261

Bradley, M. M., & Lang, P. J. (1994). *Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential*. Journal of behavior therapy and experimental psychiatry, 25(1), 49-59. [https://doi.org/10.1016/0005-7916\(94\)90063-9](https://doi.org/10.1016/0005-7916(94)90063-9)

Brave, S. & Nass, C. (2003). *Emotion in human-computer interaction*. Human-Computer Interaction, 53. DOI: 10.1201/b10368-6

Broder, A. (2002, September). *A taxonomy of web search*. In ACM Sigir forum (Vol. 36, No. 2, pp. 3-10). ACM. <https://doi.org/10.1145/792550.792552>

Butler, J. (1993). *Bodies that matter: On the discursive limits of sex*. London: Routledge.

Caballero, P. A. O. (2005). *Diseño de Mecanismos de Procesamiento interactivos para el análisis de ondas cerebrales*. Universidad de Chile. Santiago de Chile. (Disertación doctoral). Recuperado de: http://www.adaptiveagents.org/_media/papers/memoria.pdf

Calishain, T. y Dornfest, R. (2004). *Google: los mejores trucos*. Madrid, Anaya Multimedia.

Calder A. J., Young, A. W., Perrett, D. I., Ectoff, N. L. y Rowland, D. (1996). *Categorical perception of morphed facial expressions*. Visual Cognition, 3(2), 81-118. Recuperado de: <https://doi.org/10.1080/713756735>

Cambria, E., Speer, R., Havasi, C y Hussain, A. (Noviembre, 2010). *SenticNet: A Publicly Available Semantic Resource for Opinion Mining*. AAAI Publications, AAAI Fall Symposium Series (Vol. 10, No. 0).

Canales, L. y Martínez-Barco, P. (Octubre, 2014). *Emotion detection from text: A survey*. Proceedings of the Workshop on Natural Language Processing in the 5th Information Systems Research Working Days (JISIC) (pp. 37-43). Association for Computational Linguistics. Recuperado de: <https://www.aclweb.org/anthology/W14-6905.pdf>

Carrillo, J. M., Collado, S., Rojo, N. y W Staats, A. (2006). *El papel de las emociones positivas y negativas en la predicción de depresión: el principio de adición de las emociones en el Conductismo Psicológico*. Clínica y Salud, Monográfico Psicología Positiva.

Investigación y Debate, Vol. 17 (3), 277-295. Recuperado de:
<http://scielo.isciii.es/pdf/clinsa/v17n3/v17n3a05.pdf>

Carrol, B. (2014). *Writing and Editing for Digital Media*, (2a ed.) Routledge.

Carreras Lario, Ricardo (2012). *Cómo clasifica google los resultados de las búsquedas: factores de posicionamiento orgánico*. Tesis Doctoral. Recuperado de:
<https://eprints.ucm.es/17450/>

Cassin, B. (2008). *Googléame. La segunda misión de los Estados Unidos*. Fondo De Cultura Económica USA.

Cato, M. A., Crosson, B., Gökçay, D., Soltysik, D., Wierenga, C., Gopinath, K. y Gonzalez-Rothi, L. (2004). *Processing words with emotional connotation: an FMRI study of time course and laterality in rostral frontal and retrosplenial cortices*. *Journal of cognitive neuroscience*, 16(2), 167-177. DOI: 10.1162/089892904322984481.

Chuklin, A. y de Rijke, M. (2016, October). *Incorporating clicks, attention and satisfaction into a search engine result page evaluation model*. In *Proceedings of the 25th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management* (pp. 175-184). ACM. <https://doi.org/10.1145/2983323.2983829>

Cobo, S. (2012). *Internet para periodistas: "kit" de supervivencia para la era digital*. Editorial UOC.

Cohen, I., Sebe, N., Garg, A., Chen, L. S. y Huang, T. S. (2003). *Facial expression recognition from video sequences: temporal and static modeling*. *Computer Vision and image understanding*, 91(1), 160-187. [https://doi.org/10.1016/S1077-3142\(03\)00081-X](https://doi.org/10.1016/S1077-3142(03)00081-X)

Cruz, F. L., Troyano, J. A., Pontes, B. y Ortega, F. J. (2014). *ML-SentiCon: Un lexicon multilingüe de polaridades semánticas a nivel de lemas*. *Procesamiento del Lenguaje Natural*, (53), 113-120. Recuperado de:
https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/40031/1/PLN_53_12.pdf

Cutting, D., Kupiec, J., Pedersen, J. y Sibun, P. (1992). *A practical part-of-speech tagger*. In Third Conference on Applied Natural Language Processing (pp. 133-140). <https://doi.org/10.3115/974499.974523>

Dailey, M. N., Cottrell, G. W., Padgett, C. y Adolphs, R. (2002). *EMPATH: A neural network that categorizes facial expressions*. Journal of cognitive neuroscience, 14(8), 1158-1173. <https://doi.org/10.1162/089892902760807177>

Dervin, B. (1992). *From the mind's eye of the user: the sense-making qualitative-quantitative methodology*. In Jack D. Glazier and Ronald R. Powell, Qualitative Research in Information Management (Libraries Unlimited, pp. 61-84.). Recuperado de: <https://www.ideals.illinois.edu/bitstream/handle/2142/2281/Dervin1992a.htm>

Dix, A. (2009). *Human-computer interaction* (pp. 1327-1331). Springer US.

Domínguez, G. y Lara, A. (2014). *Emociones y ciencias sociales en el s. XX: La precuela del giro afectivo*. Athenea Digital. Revista de pensamiento e investigación social, 14(1), 263-288. <https://doi.org/10.5565/rev/athenead/v14n1.1094>

Dueñas, C. P., Acosta, A., Megías, J. L. y Lupiáñez, J. (2010). *Evaluación de las dimensiones de valencia, activación, frecuencia subjetiva de uso y relevancia para la ansiedad, la depresión y la ira de 238 sustantivos en una muestra universitaria*. Psicológica, Vol 31(2), 2010, 241-273. Recuperado de: <https://www.uv.es/psicologica/articulos2.10/4PEREZDUENAS.pdf>

Eid, M. y Fernandez, A. (Noviembre, 2013). *ReadGoGo!: Towards real-time notification on readers' state of attention*. In 2013 XXIV International Conference on Information, Communication and Automation Technologies (ICAT) (pp. 1-6). IEEE. DOI: 10.1109/ICAT.2013.6684047.

Ekman, P. (1992). *An argument for basic emotions*. Cognition & emotion, 6(3-4), 169-200. <https://doi.org/10.1080/02699939208411068>

Ekman, P. E y Davidson, R. J. (1994). *The nature of emotion: Fundamental questions* (pp 56-57). Oxford University Press.

Ekman, P. y Friesen, W. V. (2003). *Unmasking the face: A guide to recognizing emotions from facial clues*. ISHK. Malor Books.

Ekman, P. y Friesen, W. V. (1976). *Measuring facial movement*. Environmental psychology and nonverbal behavior, 1(1), 56-75. <https://doi.org/10.1007/BF01115465>

Ekman, P. y Oster, H. (1981). *Expresiones faciales de la emoción*. Estudios de psicología, 2(7), 115-144. DOI: 10.1080/02109395.1981.10821273

Enge, E., Spencer, S., Stricchiola, J. (2015). *The Art of SEO: Mastering Search Engine Optimization* (3rd ed.). Sebastopol, CA: O'Reilly Media.

Estrada, A. R. B., & Martínez, C. I. M. (2014). *Psicología de las emociones positivas: generalidades y beneficios*. Enseñanza e investigación en psicología, 19(1), 103-118. Recuperado de: <https://www.redalyc.org/pdf/292/29232614006.pdf>

Fleischner, M. (2009). *SEO Made Simple: Strategies for Dominating the World's Largest Search Engine*. Lightning Press.

Fredrickson, B. L., Mancuso, R. A., Branigan, C. y Tugade, M. M. (2000). *The undoing effect of positive emotions*. Motivation and emotion, 24(4), 237-258. DOI: 10.1023/a:1010796329158

Friedman, B. H. (2010). *Feelings and the body: the Jamesian perspective on autonomic specificity of emotion*. Biological psychology, 84(3), 383-393. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2009.10.006>

Fong, C. T. (2006). *The effects of emotional ambivalence on creativity*. Academy of Management Journal, 49(5), 1016-1030. <https://doi.org/10.5465/AMJ.2006.22798182>

Kazai, G., Thomas, P. y Craswell, N. (2019). *The Emotion Profile of Web Search*. SIGIR'19: Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York, USA, 1097–1100. <https://doi.org/10.1145/3331184.3331314>

Gamba Gómez, G. y García Fuentes, S. E. (2018). *Caracterización de colores RGB mediante EEG (Diadema Emotive)*. Bogotá, D.C. Recuperado de: <https://repository.libertadores.edu.co/bitstream/handle/11371/1552/gambagustavo2018.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Gómez, M. P. y Espinet, E. O. (2016). *El factor emocional en la búsqueda de información*. Ibersid: revista de sistemas de información y documentación, 10(1), 23-32.

Grekow, J. (2018). *Audio features dedicated to the detection and tracking of arousal and valence in musical compositions*. Journal of Information and Telecommunication. 2. 1-12. 10.1080/24751839.2018.1463749.

Greving, H., Sassenberg, K. y Fetterman, A. (2015). *Counter-regulating on the internet: Threat elicits preferential processing of positive information*. Journal of Experimental Psychology: Applied, 21(3), 287-299. <https://doi.org/10.1037/xap0000053>

Gutiérrez, J. D. y López, A. (2005). *Google*. Madrid, Anaya Multimedia.

Habash, N. y Rambow, O. (Junio, 2005). *Arabic tokenization, part-of-speech tagging and morphological disambiguation in one fell swoop*. In Proceedings of the 43rd annual meeting of the association for computational linguistics (ACL'05) (pp. 573-580). <https://doi.org/10.3115/1219840.1219911>

Harnad, S. (1987). *Psychophysical and cognitive aspects of categorical perception: A critical overview*. In Categorical perception: The groundwork of cognition (pp. 1-52). Cambridge University Press.

Hernández Zambrano, D. (2009). *Una perspectiva de las teorías de la emoción: hacia un estudio de las implicaciones de las emociones en la vida del hombre*. Universidad del

Rosario. (Disertación Doctoral dissertation). Recuperado de: <https://repository.urosario.edu.co/bitstream/handle/10336/1772/HernandezZambrano-David-2010.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Iglesias-García, M. y González-Díaz, C. (2016). *Aplicación del posicionamiento en buscadores SEO al ciberperiódico Comunic@ndo*. Departamento de Comunicación y Psicología Social. Universidad de Alicante. Recuperado de: <https://web.ua.es/es/ice/jornadas-redes-2016/documentos/tema-1/807921.pdf>

Iglesias, J., Loeches, A. y Serrano, J. (1989). *Expresión facial y reconocimiento de emociones en lactantes*. *Infancia y aprendizaje*, 12(48), 93-113.

Ivaz, L., Costa, A. y Duñabeitia, J. A. (2016). *The emotional impact of being myself: Emotions and foreign-language processing*. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 42(3), 489. <https://doi.org/10.1037/xlm0000179>

Jiménez, M. L. V. (2006). *Emociones positivas*. *Papeles del Psicólogo*, 27(1), 9-17. Recuperado de: <http://www.papelesdelpsicologo.es/pdf/1120.pdf>

Juncar, J.A. (2000). *Internet*. Barcelona, Marcombo. Título de la obra original: Lackerbauer, I. *Easy Internet*. Markt & München Technik Verlag.

Kim, M. K., Kim, M., Oh, E. y Kim, S. P. (2013). *A review on the computational methods for emotional state estimation from the human EEG*. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2013(4):573734. DOI: 10.1155/2013/573734

Kolchyna, O., Souza, T., Treleaven, P. y Tomaso Aste (2015). *Methodology for Twitter Sentiment Analysis*.

Lawler, E. J. y Thye, S. R. (1999). *Bringing emotions into social exchange theory*. *Annual review of sociology*, 25(1), 217-244.

Ledford, J. (2009). *Search engine optimization bible*. Indianapolis, Ind: Wiley Pub.

Lee, C. M. y Narayanan, S. S. (2005). *Toward detecting emotions in spoken dialogs*. IEEE transactions on speech and audio processing, 13(2), 293-303. DOI: 10.1109/TSA.2004.838534.

Lerma-Usabiaga, G., Carreiras, M. y Paz-Alonso, P. M. (2018). *Converging evidence for functional and structural segregation within the left ventral occipitotemporal cortex in reading*. Proceedings of the National Academy of Sciences, 115(42), E9981-E9990. <https://doi.org/10.1073/pnas.1803003115>

Lewis, M. y Haviland-Jones, M. (2000). *Handbook of Emotions*, Second Edition. New York. Guilford Publications.

Lisetti, C. L. y Schiano, D. J. (2000). *Automatic facial expression interpretation: Where human-computer interaction, artificial intelligence and cognitive science intersect*. Pragmatics & cognition, 8(1), 185-235. <https://doi.org/10.1075/pc.8.1.09lis>

Liu, B. (2012). *Sentiment analysis and opinion mining*. Synthesis lectures on human language technologies, 5(1), 1-167. <https://doi.org/10.2200/S00416ED1V01Y201204HLT016>

Liu, B. (2010). *Sentiment analysis and subjectivity*. Handbook of natural language processing, 2(2010), 627-666. Recuperado de: <https://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/NLP-handbook-sentiment-analysis.pdf>

Liu, Y. J., Yu, M., Zhao, G., Song, J., Ge, Y. y Shi, Y. (2017). *Real-time movie-induced discrete emotion recognition from EEG signals*. IEEE Transactions on Affective Computing, 9(4), 550-562. DOI: 10.1109/TAFFC.2017.2660485.

Mac Kim, S. (2011) *Recognizing Emotions and Sentiments in Text*. University of Sydney.

Mariscal, J.C. (2012). *Desarrollo de un segmentador fonético automático para habla expresiva basado en modelos ocultos de Markov*. Proyecto Fin de Carrera. Universidad Politécnica de Madrid.

Matias, R., Cohn, J. F. y Ross, S. (1989). *A comparison of two systems that code infant affective expression*. *Developmental Psychology*, 25(4), 483. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.25.4.483>

Maureira, F. y Ferro, E. F. (2018). *Electroencefalografía (EEG) y diversas manifestaciones del movimiento: una revisión del 2000 al 2017*. *EmásF: revista digital de educación física*, (51), 48-63.

Mcdonald, J. (2016). *SEO FITNESS WORKBOOK: The Seven Steps to Search Engine Optimization Success on Google*. JM Internet Group.

Mehrabian, A. y Russell, J. A. (1974). *An approach to environmental psychology*. Cambridge, MA: MIT Press.

Mohammad, S. (2018). *Obtaining reliable human ratings of valence, arousal, and dominance for 20,000 English words*. In *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1)*, pp. 174-184. DOI: 10.18653/v1/P18-1017.

Mohammad, S. M. y Turney, P. D. (2013). *Crowdsourcing a word–emotion association lexicon*. *Computational Intelligence*, 29(3), 436-465.

Mohammad, S. M. y Yang, T. W. (Junio, 2011). *Tracking sentiment in mail: How genders differ on emotional axes*. In *Proceedings of the 2nd workshop on computational approaches to subjectivity and sentiment analysis* (pp. 70-79). Association for Computational Linguistics. Recuperado de: <https://www.aclweb.org/anthology/W11-1709.pdf>

Morato, J., Sánchez-Cuadrado, S., Moreno, V. y Moreiro, J. A. (2013). *Evolución de los factores de posicionamiento web y adaptación de las herramientas de optimización*. *Revista española de documentación científica*, 36(3), 018.

Moreno, I., Boya, C., Serracín, J., Quintero, J., Antelis, M., Hernández, L., ... y Batista, E. (Junio, 2018). *Descomposición de bandas de energía como extracción de características para el reconocimiento de imaginación motora*. In *Memorias de Congresos UTP (Vol. 1, No. 1)*, pp. 84-89).

Musto, C., Semeraro, G. y Polignano, M. (2014, December). *A Comparison of Lexicon-based Approaches for Sentiment Analysis of Microblog Posts*. In DART@ AI* IA (pp. 59-68).

Nasukawa, T., & Yi, J. (2003, October). *Sentiment analysis: Capturing favorability using natural language processing*. In Proceedings of the 2nd international conference on Knowledge capture (pp. 70-77). ACM. <https://doi.org/10.1145/945645.945658>

Noruzi, A. (2007). *A study of HTML Title tag creation behavior of academic Websites*. The Journal of academic librarianship, 33(4), 501-506. DOI: 10.1016/j.acalib.2007.03.008.

Palacios-Cruz, L., Pérez, M., Rivas-Ruiz, R. y Talavera, J. O. (2013). *Investigación clínica XVIII. Del juicio clínico al modelo de regresión lineal*. Revista Médica del Instituto Mexicano del Seguro Social, 51(6), 656-661.

Pang, B., Lee, L. y Vaithyanathan, S. (Julio, 2002). *Thumbs up?: sentiment classification using machine learning techniques*. Proceedings of the ACL-02 conference on Empirical methods in natural language processing (Volume 10, pp. 79-86). <https://doi.org/10.3115/1118693.1118704>

Partala, T. y Surakka, V. (2004). *The effects of affective interventions in human-computer interaction*. Interacting with computers, 16(2), 295-309. DOI: 10.1016/j.intcom.2003.12.001

Partala, T., Surakka, V. y Vanhala, T. (2005). *Real-time estimation of emotional experiences from facial expressions*. Interacting with computers, 18(2), 208-226.

<https://doi.org/10.1016/j.intcom.2005.02.002>

Petrushin, V. A. (2007). U.S. Patent No. 7,222,075. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.

Picard, R. W. (1995). *Affective Computing*. MIT Media Laboratory; Perceptual Computing; 20 Ames St., Cambridge, MA 02139. M.I.T Media Laboratory Perceptual Computing Section Technical Report No. 321. Recuperado de: <https://affect.media.mit.edu/pdfs/95.picard.pdf>

Picard, R. W. (Agosto, 1999). *Affective Computing for HCI*. In HCI (1) (pp. 829-833). Recuperado de: <https://affect.media.mit.edu/pdfs/99.picard-hci.pdf>

Plutchik, Robert. (1962). *The Emotions: Facts, Theories, and a New Model*. New York. Random House.

Plutchik, R. (1991). *The emotions*. University Press of America.

Plutchik, Robert. (2001). *The Nature of Emotions*. American Scientist, vol. 89, Issue 4, p.344-350.

Plutchik, R. y Kellerman, H. (1980). *Emotion: Theory, research, and experience: Vol. 1. Theories of emotion* (pp. 3-33). New York: Academic.

Plutchik, R. & Kellerman, H. (1983). *Emotion: Theory, research, and experience: Vol. 2. Emotions in Early Development*. New York Academic Press.

Plutchik, R. y Kellerman, H. (1986). *Emotion: Theory, research, and experience: Vol. 3. Biological Foundations of Emotion*. New York Academic Press.

Ramos Linares, V., Piqueras Rodríguez, J. A., Martínez González, A. y Oblitas Guadalupe, L. A. (2009). *Emoción y Cognición: Implicaciones para el tratamiento*. *Terapia psicológica*, 27(2), 227-237. DOI: 10.4067/S0718-48082009000200008

Rangel, I. D., Sidorov, G. y Guerra, S. S. (Junio, 2014). *Creación y evaluación de un diccionario marcado con emociones y ponderado para el español*. *Onomazein*, (29), 31-46. DOI: 10.7764/onomazein.29.5

Reevy, G. (2010). *Encyclopedia of Emotion*. Vol. 2. Santa Barbara, California. Greenwood.

Roberts, R. C. (2003). *Emotions: An essay in aid of moral psychology*. Cambridge: Cambridge University Press.

Romano, A. y Orihill, C. (2009). *CATA Presentation: LIWC & General Inquirer*. Recuperado de: <https://studylib.net/doc/9610869/cata-presentation--liwc-and-general-inquirer>

Rouse, M. (Abril, 2017). *Aprendizaje profundo (deep learning)*. SearchDataCenter en Español. Newton, USA. Recuperado de: <https://searchdatacenter.techtarget.com/es/definicion/Aprendizaje-profundo-deep-learning>

Rosenfeld, L., Morville, P. y Nielsen, J. (2002). *Information architecture for the world wide web*. O'Reilly Media, Inc.

Sanders, J. y Taubman, G. (2016). U.S. Patent Application No. 13/781,436.

Scheirer, J., Fernandez, R. y Picard, R. W. (Mayo, 1999). *Expression glasses: a wearable device for facial expression recognition*. In CHI'99 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (pp. 262-263). ACM. <https://doi.org/10.1145/632716.632878>

Searle, J. R. (1992). *The rediscovery of the mind*. Cambridge: MIT press.

Seligman, M. (2003). *La auténtica felicidad*. Traducción de Mercè Diago y Abel Debritto, Ediciones B, S. A. Capítulo 3.

Serrano-Cobos, J., & e-libro, Corp. (2015). *Seo: introducción a la disciplina del posicionamiento en buscadores* (Ser. Elibro catedra). Editorial UOC. Recuperado de: <https://elibro.net/es/ereader/universidadcomplutense/57907>

Strongman, K.T. (1973). *The Psychology of Emotions*. New York. John Wiley & Sons.

Suárez, E. J. C. (2014). *Tutorial sobre máquinas de vectores soporte (SVM)*. Dpto. Inteligencia Artificial, Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED). Madrid. Recuperado de: http://www.cartagena99.com/recursos/alumnos/apuntes/Tema8._Maquinas_de_Vectores_Soporte.pdf

Suárez Sánchez-Ocaña, A. (2012). *Desnudando a Google: la inquietante realidad que no quieren que conozcas*. Barcelona, Deusto.

Tascón, M. y Cabrera, M. (2012). *Escribir en Internet: guía para los nuevos medios y las redes sociales*. Barcelona, Galaxia Gutenberg.

Tao, J. y Tan, T. (Octubre, 2005). *Affective computing: A review*. In International Conference on Affective computing and intelligent interaction (pp. 981-995). Springer Berlin Heidelberg. DOI: 10.1007/11573548_125

Tellegen, A. (1985). *Structures of mood and personality and their relevance to assessing anxiety, with an emphasis on self-report*. In A. H. Tuma & J. D. Maser (Eds.), *Anxiety and the anxiety disorders* (pp. 681-706). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.

Torres, F., Sánchez, C. y Baus, K. P. (2014). *Adquisición y análisis de señales cerebrales utilizando el dispositivo MindWave*. *Maskana*, 5, 83-93. Recuperado de: https://dspace.ucuenca.edu.ec/bitstream/123456789/21351/1/MATCH%2714_09_Torres%20et%20al.pdf

Turner, T. P. y Brackbill, L. (2011). *Rising to the top: evaluating the use of the HTML meta tag to improve retrieval of World Wide Web documents through Internet search engines*. *Library Resources & Technical Services*, 42(4), 258-271. DOI: 10.5860/lrts.42n4.258

Vélez, P. A., Saldarriaga, H y Loaiza, H. (2010). *Técnicas de clasificación para neuroseñales*. *Scientia et technica*, 3(46), 153-156. <http://dx.doi.org/10.22517/23447214.267>

Vindel, A. C. y Fernández-Abascal, E. G. (1995). *Orientaciones en el estudio de la emoción*. *Manual de motivación y emoción*. 337-383.

Vise, D. A. y Malseed, M. (2005). *Google, la historia*. Madrid, La esfera de los libros.

Wagh, B., Shinde, J. V. y Kale, P. A. (2018). *A Twitter Sentiment Analysis Using NLTK and Machine Learning Techniques*. *International Journal of Emerging Research in Management and Technology*, 6(12), 37-44. DOI: 10.23956/ijermt.v6i12.32

Walther, J. B. y D'Addario, K. P. (2001). *The impacts of emoticons on message interpretation in computer-mediated communication*. Social science computer review, 19(3), 324-347. <https://doi.org/10.1177/089443930101900307>

Wang, Q., Sourina, O. y Nguyen, M. K. (Octubre, 2010). *Eeg-based "serious" games design for medical applications*. In 2010 International Conference on Cyberworlds (pp. 270-276). IEEE. DOI: 10.1007/978-3-642-29746-5_13

Wierzbicka, A. (1986). Human emotions: universal or culture-specific?. *American Anthropologist*, 88(3), 584-594. <https://doi.org/10.1525/aa.1986.88.3.02a00030>

Wukmir, V. J. (1967). *Emoción y sufrimiento: endoantropología elemental*. Labor.

Wundt, W. (1896). *Gundriss der Psychologie* [Outlines of psychology]. Leipzig, Germany: Entgelmann.

Zhou, Z. Q., Xiang, S. y Chen, T. Y. (2015). *Metamorphic testing for software quality assessment: A study of search engines*. IEEE Transactions on Software Engineering, 42(3), 264-284. DOI: 10.1109/TSE.2015.2478001

Informes y documentos online

BrightEdge. Future of SEO and Content Marketing Survey. (2017). Recuperado de: <https://www.brightedge.com/sites/default/files/Survey-results.pdf>

Digital in 2017. Global overview. We are Social and Hootsuite. Recuperado de: <http://wearesocial.com/uk/blog/2017/01/digital-in-2017-global-overview>

El año en búsquedas 2016. Google Trends. Recuperado de: <https://trends.google.cl/trends/yis/2016/US>

Entrevista a Antonio Damasio. Octubre 2011. Revista Executive Excellence nº85. Recuperado de: <http://www.eexcellence.es/index.php/entrevistas/con-talento/executive-excellence-138>

Estudio General de Medios. (2018) AIMC. Recuperado de: <http://www.aimc.es/-Datos-EGM-Resumen-General-.html>

Estudio General de Medios. (2019) AIMC. Recuperado de: <http://www.aimc.es/-Datos-EGM-Resumen-General-.html>

Gabbert, E. (2019). *What Is SEO Content? A Guide to Creating Content for SEO*. The WordStream Blog. Recuperado de: <https://www.wordstream.com/blog/ws/2012/01/17/seo-content-beginners-guide>

García López, G. (21 de Agosto de 2018). Lo que la biometría puede hacer por el periodismo. Retina, El País. Recuperado de: https://retina.elpais.com/retina/2018/08/20/tendencias/1534778294_927310.html

IAB e Interactiva (2010). El Libro Blanco de IAB. SEO: optimización de Webs para buscadores. Madrid: Cuadernos de Comunicación Interactiva.

INTERNET USAGE STATISTICS. The Internet Big Picture. World Internet Users and 2019 Population Stats. Recuperado de: <https://www.internetworldstats.com/stats.htm>

Kusnitz S. (2014). The Definition of a Long-Tail Keyword [In Under 100 Words]. Recuperado de: <https://blog.hubspot.com/marketing/definition-long-tail-keyword-100-words-sr#sm.0000dmbh13m6helotpl2c71xjbee1>

Pew Research Center. (2019). “Mobile Technology and Home Broadband 2019”. Recuperado de: <https://www.pewinternet.org/2019/06/13/mobile-technology-and-home-broadband-2019/>

Slawski, B. (2019). Google to Capture & Learn Our Emotions on a Smartphone Camera?. Search Engine Journal. Recuperado de: <https://www.searchenginejournal.com/google-emotions-smartphone-camera/318237/?#close>

StatCounter. (2019). Search Engine Market Share Worldwide. Recuperado de: <http://gs.statcounter.com/search-engine-market-share/mobile/worldwide>

StatCounter. (2019). Search Engine Market Share Spain. Recuperado de:

<http://gs.statcounter.com/search-engine-market-share/mobile/spain>

Statista.com. Internet se alza como canal favorito para informarse. Recuperado de:

<https://es.statista.com/grafico/6884/internet-se-alza-como-canal-favorito-para-informarse/>

Statista.com. Media usage in an internet minute as of March 2019. Recuperado de:

<https://www.statista.com/statistics/195140/new-user-generated-content-uploaded-by-users-per-minute/>

ANEXOS

ANEXO I

Resultados de búsqueda extraídos el día 20 y 21 de julio de 2017 para diferentes términos.

USA	SERPS
Search Term	
Powerball	<p>Powerball - Home (http://www.powerball.com/pb_home.asp)</p> <p>POWERBALL - California Lottery (http://www.calottery.com/play/draw-games/powerball)</p> <p>Powerball reveals \$447.8 million winner in California - Jul. 20, 2017 (http://money.cnn.com/2017/07/20/news/powerball-winner-california/index.html)</p> <p>Powerball - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Powerball)</p> <p>The Delaware Lottery POWERBALL (http://www.delottery.com/games/powerball/)</p> <p>10 Things To Do When You Win The Lottery - Forbes (https://www.forbes.com/forbes/welcome/?toURL=https://www.forbes.com/sites/deborahljacobs/2012/02/11/10-things-to-do-when-you-win-the-powerball/&refURL=https://www.google.com/&referrer=https://www.google.com/)</p> <p>What If You Bought All 292 Million of the Possible Powerball ... (https://www.theatlantic.com/business/archive/2016/01/powerball-ticket-all-combinations/423930/)</p> <p>Everyone Is Freaking Out About The \$1.5 Billion Powerball, And The ... (https://fivethirtyeight.com/features/billion-dollar-powerball-lottery/)</p>
Prince	<p>Prince (musician) - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Prince_(musician))</p> <p>Prince Rolling Stone (http://www.rollingstone.com/music/artists/prince)</p> <p>Prince (@prince) Twitter (https://twitter.com/prince?lang=en)</p> <p>A Final Visit With Prince: Rolling Stone's Lost Cover Story - Rolling Stone</p>

	<p>(http://www.rollingstone.com/music/features/a-final-visit-with-prince-rolling-stones-lost-cover-story-20160502)</p> <p>Prince's Closest Friends Share Their Best Prince Stories GQ (http://www.gq.com/story/prince-stories)</p> <p>Prince, an Artist Who Defied Genre, Is Dead at 57 - The New York Times (https://www.nytimes.com/2016/04/22/arts/music/prince-dead.html)</p> <p>Prince Music The Guardian (https://www.theguardian.com/music/prince)</p> <p>Prince Discography at Discogs (https://www.discogs.com/artist/28795-Prince)</p> <p>Prince on Spotify (https://play.spotify.com/artist/5a2EaR3hamoenG9rDuVn8j?play=true&utm_source=open.spotify.com&utm_medium=open)</p> <p>Prince - YouTube (https://www.youtube.com/user/prince)</p>
Hurricane Matthew	<p>Hurricane Matthew - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Hurricane_Matthew)</p> <p>Hurricane Matthew Recap: Destruction From the Caribbean to the ... (https://weather.com/storms/hurricane/news/hurricane-matthew-bahamas-florida-georgia-carolinas-forecast)</p> <p>Track Hurricane Matthew - The Weather Channel (https://weather.com/storms/hurricane-central/matthew-2016/AL142016)</p> <p>Hurricane Matthew lashes Charleston as weakened Cat 1 storm (https://www.usatoday.com/story/news/nation/2016/10/08/hurricane-matthew-surge-flooding-warning-saturday/91782100/)</p> <p>Hurricane Matthew Avoids Direct Hit on Florida, Continues North - The ... (https://www.nytimes.com/2016/10/07/us/hurricane-matthew.html)</p> <p>Hurricane Matthew: An Ominous Glimpse Of The Future HuffPost (http://www.huffingtonpost.com/A-View-from-the-United-Nations-/hurricane-matthew-an-omin b 12476550.html)</p> <p>Hurricane Matthew - Weather Underground (https://www.wunderground.com/hurricane/atlantic/2016/Hurricane-Matthew)</p> <p>Hurricane Matthew - Weather Underground (https://www.wunderground.com/hurricane/atlantic/2016/Post-Tropical-Cyclone-Matthew)</p>

	<p>North Carolina - Hurricane Matthew - Pictures - CBS News (http://www.cbsnews.com/pictures/hurricane-matthew-powerful-atlantic-storm/)</p> <p>Hurricane Matthew - National Hurricane Center (http://www.nhc.noaa.gov/data/tcr/AL142016_Matthew.pdf)</p>
Pokémon Go	<p>Pokémon Go: Homepage (http://www.pokemongo.com/)</p> <p>Pokémon GO - Android Apps on Google Play (https://play.google.com/store/apps/details?id=com.nianticlabs.pokemongo&hl=en)</p> <p>Pokémon GO on the App Store - iTunes - Apple (https://itunes.apple.com/us/app/pok%C3%A9mon-go/id1094591345?mt=8)</p> <p>Pokémon GO - Home Facebook (https://www.facebook.com/PokemonGO/)</p> <p>Pokémon GO (http://pokemongo.nianticlabs.com/en)</p> <p>Pokemon Go Support - Niantic, Inc. (https://support.pokemongo.nianticlabs.com/hc/en-us)</p> <p>Pokémon GO (@PokemonGoApp) Twitter (https://twitter.com/pokemongoapp?lang=en)</p> <p>Pokémon GO - YouTube (https://www.youtube.com/channel/UCA698bIs2pjQyiqP9N-iaeg)</p> <p>Ten Things I Wish I Knew When I Started 'Pokémon GO' - Forbes (https://www.forbes.com/sites/insertcoin/2016/07/09/ten-things-i-wish-i-knew-when-i-started-pokemon-go/#124df65f13eb)</p> <p>What Is Pokemon Go? - The Atlantic (https://www.theatlantic.com/technology/archive/2016/07/the-tragedy-of-pokemon-go/490793/)</p> <p>Pokémon Go review: not a good game... but a great experience ... (https://www.theguardian.com/technology/2016/jul/12/pokemon-go-review-it-may-not-be-a-good-game-but-its-a-great-experience)</p>
Slither.io	<p>slither.io (http://slither.io/)</p> <p>Slither.io - Play on Crazy Games</p>

	<p>(http://www.crazygames.com/game/slitherio)</p> <p>slither.io - Android Apps on Google Play (https://play.google.com/store/apps/details?id=air.com.hypah.io.slither)</p> <p>SLITHER.IO Online - Play Slither.io for Free at Poki.com! (http://poki.com/en/g/slither-io)</p> <p>Play Slither.io (http://slitherio.org/games/slither.io.html)</p> <p>slither.io on the App Store - iTunes - Apple (https://itunes.apple.com/us/app/slither-io/id1091944550?mt=8)</p> <p>slither.io Kizi - Online Games - Life Is Fun! (http://kizi.com/games/slitherio)</p> <p>Slither.io Immortal Snake HACK? Trolling Longest Snake In Slitherio ... (https://www.youtube.com/watch?v=yCnLUzo93Ik)</p> <p>Slither.io In Real Life - YouTube (https://www.youtube.com/watch?v=f4WxrvI-MZo)</p> <p>slither.io - Home Facebook (https://www.facebook.com/slitheriogame/)</p>
Olympics	<p>Olympics Olympic Games, Medals, Results, News IOC (https://www.olympic.org/)</p> <p>Olympics (@Olympics) · Twitter (https://twitter.com/Olympics?ref_src=twsrc%5Egoogle%7Ctwcamp%5Eserp%7Ctwgr%5Eauthor)</p> <p>Olympic Games - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Olympic_Games)</p> <p>NBC Olympics: 2018 PyeongChang Olympic Games (http://www.nbcolympics.com/)</p> <p>Hosting The Olympics Is A Terrible Investment FiveThirtyEight (https://fivethirtyeight.com/features/hosting-the-olympics-is-a-terrible-investment/)</p> <p>Why Are Jim Thorpe's Olympic Records Still Not Recognized? History ... (http://www.smithsonianmag.com/history/why-are-jim-thorpes-olympic-records-still-not-recognized-130986336/)</p> <p>Does Hosting the Olympics Actually Pay Off? - The New York Times (https://www.nytimes.com/2014/08/10/magazine/does-hosting-the-olympics-actually-pay-off.html)</p>

	<p>Olympic - YouTube (https://www.youtube.com/user/olympic)</p> <p>Special Olympics (http://www.specialolympics.org/)</p> <p>Olympics Deadline (http://deadline.com/tag/olympics/)</p>
David Bowie	<p>David Bowie - A New Career In A New Town [1977 - 1982] - The ... (http://www.davidbowie.com/anewcareerinatown?ref=https://www.google.com/)</p> <p>David Bowie - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/David_Bowie)</p> <p>David Bowie Official (@DavidBowieReal) · Twitter (https://twitter.com/DavidBowieReal?ref_src=twsrc%5Egoogle%7Ctwcamp%5Eserp%7Ctwgr%5Eauthor)</p> <p>David Bowie discography - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/David_Bowie_discography)</p> <p>Iman (model) - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Iman_(model))</p> <p>David Bowie - IMDb (http://www.imdb.com/name/nm0000309/)</p> <p>I Lost My Virginity to David Bowie - Thrillist (https://www.thrillist.com/entertainment/nation/i-lost-my-virginity-to-david-bowie)</p> <p>David Bowie Dies at 69; Star Transcended Music, Art and Fashion ... (https://www.nytimes.com/2016/01/12/arts/music/david-bowie-dies-at-69.html)</p> <p>David Bowie Rolling Stone (http://www.rollingstone.com/music/artists/david-bowie/biography)</p> <p>David Bowie - YouTube (https://www.youtube.com/user/OfficialDavidBowie)</p>
Trump	<p>Trump on Twitter (https://twitter.com/search?q=Trump&ref_src=twsrc%5Egoogle%7Ctwcamp%5Eserp%7Ctwgr%5Esearch)</p> <p>Trump: House intel top Democrat Adam Schiff is 'sleazy' - CNNPolitics ... (http://www.cnn.com/2017/07/24/politics/trump-schiff-tweets-sleazy-tv/index.html)</p>

	<p>Trump Asks Why 'Beleaguered' Sessions Isn't Investigating Clinton ... (https://www.nytimes.com/2017/07/24/us/politics/trump-tweet-sessions.html)</p> <p>Donald J Trump: Home (https://www.donaldjtrump.com/)</p> <p>Donald Trump - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Donald_Trump)</p> <p>Jared Kushner just threw Donald Trump Jr. under the bus. Bigly. - The ... (https://www.washingtonpost.com/blogs/plum-line/wp/2017/07/24/jared-kushner-just-threw-donald-trump-jr-under-the-bus-bigly/?utm_term=.b99579e58a9f)</p> <p>Donald Trump TheHill (http://thehill.com/people/donald-trump)</p> <p>Donald Trump - CNBC - CNBC.com (http://www.cnbc.com/donald-trump/)</p> <p>Inside the Trump Marriage: Melania's Burden Vanity Fair (http://www.vanityfair.com/news/2017/04/donald-melania-trump-marriage)</p> <p>Donald Trump: TIME Person of the Year 2016 - Time Magazine (http://time.com/time-person-of-the-year-2016-donald-trump/)</p>
Election	<p>Election (1999) - IMDb (http://www.imdb.com/title/tt0126886/)</p> <p>Election - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Election)</p> <p>#elections hashtag on Twitter (https://twitter.com/hashtag/elections?lang=en)</p> <p>U.S. judge allows Trump election commission to seek voting data (https://www.reuters.com/article/us-usa-trump-vote-idUSKBN1A92HX)</p> <p>Election Definition of Election by Merriam-Webster (https://www.merriam-webster.com/dictionary/election)</p> <p>Results of the 2017 General Election - BBC News (http://www.bbc.com/news/election/2017/results)</p> <p>Election Results (Resultados Electorales) - Dallas County, TX Elections (http://www.dallascountyvotes.org/election-results-and-maps/election-results/)</p> <p>Elections - LWV of Cupertino-Sunnyvale (http://cs.ca.lwvnet.org/elections.html)</p> <p>Inside Hillary Clinton's Surreal Post-Election Life - NYMag</p>

	<p>(http://nymag.com/daily/intelligencer/2017/05/hillary-clinton-life-after-election.html)</p> <p>How to Hack an Election - Bloomberg (https://www.bloomberg.com/features/2016-how-to-hack-an-election/)</p>
Hillary Clinton	<p>Hillary for America: Hillary Clinton 2016 (https://www.hillaryclinton.com/)</p> <p>Hillary Clinton (@HillaryClinton) · Twitter (https://twitter.com/HillaryClinton?ref_src=twsrc%5Egoogle%7Ctwcamp%5Eserp%7Ctwgr%5Eauthor)</p> <p>Hillary Clinton - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Hillary_Clinton)</p> <p>Chuck Schumer just threw Hillary Clinton under the bus - CNNPolitics ... (http://www.cnn.com/2017/07/24/politics/schumer-clinton-2016/index.html)</p> <p>Donald Trump's Hillary Clinton Whataboutism - The Atlantic (https://www.theatlantic.com/politics/archive/2017/07/but-what-about-hillary-clinton/534663/)</p> <p>Hillary Clinton - Home Facebook (https://www.facebook.com/hillaryclinton/)</p> <p>Chuck Schumer's shot at Hillary Clinton? - The Washington Post (https://www.washingtonpost.com/news/the-fix/wp/2017/07/24/charles-schumers-shot-at-hillary-clinton/?utm_term=.6b81e95e9b6b)</p> <p>The people who hate Hillary Clinton the most. - Slate Magazine (http://www.slate.com/articles/news_and_politics/cover_story/2016/07/the_people_who_hate_hillary_clinton_the_most.html)</p> <p>Hillary Clinton: TIME Person of the Year 2016 Runner Up (http://time.com/time-person-of-the-year-2016-hillary-clinton-runner-up/)</p> <p>Hillary Clinton Fast Facts - CNN.com (http://www.cnn.com/2012/12/20/us/hillary-clinton---fast-facts/index.html)</p>
Search Query	
How to move to Canada?	<p>How to move to Canada and become a Canadian citizen - Business ... (http://www.businessinsider.com/how-to-move-canada-2017-1)</p> <p>How to Move to Canada: 11 Steps (with Pictures) - wikiHow (http://www.wikihow.com/Move-to-Canada)</p> <p>Moving to Canada from the US Canadian Immigration</p>

	<p>(https://www.canadavisa.com/moving-to-canada-from-the-u-s.html)</p> <p>Immigrate to Canada (http://www.cic.gc.ca/english/immigrate/index.asp)</p> <p>This is what you need to do to move to Canada - CNBC.com (http://www.cnbc.com/2016/11/09/this-is-what-you-need-to-do-to-move-to-canada.html)</p> <p>6 reasons to think twice before moving to Canada - MarketWatch (http://www.marketwatch.com/story/6-reasons-to-think-twice-before-moving-to-canada-2016-03-04)</p> <p>How to Move from the U.S. to Canada USA Today (http://traveltips.usatoday.com/move-us-canada-63923.html)</p> <p>How to move to Canada - USA Today (https://www.usatoday.com/story/news/politics/onpolitics/2016/11/09/how-move-canada/93534462/)</p> <p>How To Move To Canada As A Skilled Worker - Forbes (https://www.forbes.com/forbes/welcome/?toURL=https://www.forbes.com/sites/andysemotiuk/2017/06/05/how-to-move-to-canada-as-a-skilled-worker/&refURL=https://www.google.com/&referrer=https://www.google.com/)</p> <p>Americans, it's actually quite hard to move to Canada - The... (https://www.washingtonpost.com/news/worldviews/wp/2016/11/10/americans-its-actually-quite-hard-to-move-to-canada/?utm_term=.6a854bd89407)</p>
<p>What to do in San Francisco?</p>	<p>The Top 10 Things to Do in San Francisco 2017 - Must See Attractions ... (https://www.tripadvisor.com/Attractions-g60713-Activities-San_Francisco_California.html)</p> <p>Things to Do in San Francisco Before You Die: A SF Must-Do Bucket ... (https://www.thrillist.com/entertainment/san-francisco/things-to-do-in-san-francisco-bucket-list)</p> <p>16 Best Things to Do in San Francisco U.S.News Travel (http://travel.usnews.com/San_Francisco_CA/Things_To_Do)</p> <p>The 30 Best Things to Do in San Francisco - Airbnb (https://www.airbnb.com/things-to-do/san-francisco)</p> <p>Free Things to do Today in San Francisco Funcheap (http://sf.funcheap.com/today/)</p> <p>Things to do in and around San Francisco Time Out San Francisco (https://www.timeout.com/san-francisco/things-to-do)</p>

	<p>Best things to do in San Francisco for locals and tourists - Time Out (https://www.timeout.com/san-francisco/things-to-do/the-49-best-things-to-do-in-san-francisco)</p> <p>21 Best Things To Do In The San Francisco Bay Area, As Explained ... (http://www.huffingtonpost.com/2015/02/19/things-to-do-in-san-francisco_n_6633564.html)</p> <p>DoTheBay What to do in The Bay Area (http://dothebay.com/)</p> <p>Things to Do in San Francisco - SF Travel (http://www.sftravel.com/explore)</p>
<p>Where is the Grand Canyon?</p>	<p>Where Grand Canyon Located - Your Grand Canyon Map (https://grandcanyon.com/maps/where-grand-canyon-located/)</p> <p>Plan Your Visit - Grand Canyon National Park (U.S. National Park ... (https://www.nps.gov/grca/planyourvisit/index.htm)</p> <p>Directions and Transportation - Grand Canyon National Park (U.S. ... (https://www.nps.gov/grca/planyourvisit/directions.htm)</p> <p>9 Best Things to Do in Grand Canyon U.S.News Travel (http://travel.usnews.com/Grand_Canyon_AZ/Things_To_Do/)</p> <p>Grand Canyon - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Grand_Canyon)</p> <p>Plan Your Grand Canyon Vacation Hotels, Tours and Lodging ... (http://www.grandcanyon.net/)</p> <p>Maps & Location, Grand Canyon Grand Canyon Railway & Hotel ... (https://www.thetrain.com/location/)</p> <p>Places in the Grand Canyon - My Grand Canyon Park (https://www.mygrandcanyonpark.com/park/places)</p> <p>Grand Canyon Visit Arizona (https://www.visitarizona.com/uniquely-az/must-see/grand-canyon)</p> <p>The Grand Canyon: how to get the most from a short trip - Lonely Planet (https://www.lonelyplanet.com/usa/grand-canyon-national-park/travel-tips-and-articles/the-grand-canyon-how-to-get-the-most-from-a-short-trip/40625c8c-8a11-5710-a052-1479d277f63e)</p>
<p>What is the mannequin</p>	<p>What is the Mannequin Challenge? The best videos so far (http://www.telegraph.co.uk/news/2016/11/05/what-is-the-mannequin-</p>

<p>challenge?</p>	<p>challenge-bizarre-freezing-craze-among-tee/)</p> <p>Mannequin Challenge - Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Mannequin_Challenge)</p> <p>Top 15 Best Mannequin Challenge Compilation - YouTube (https://www.youtube.com/watch?v=ptWWWqkpSj4)</p> <p>What Is The Mannequin Challenge Song? This One Is A Real "Crowd ... (https://www.bustle.com/articles/193632-what-is-the-mannequin-challenge-song-this-one-is-a-real-crowd-pleaser)</p> <p>What is the Mannequin Challenge? How did it start? Who has done it? (https://www.thesun.co.uk/living/2141401/what-is-the-mannequin-challenge/)</p> <p>What is the mannequin challenge? Everything you need to know ... (http://metro.co.uk/2016/11/14/what-is-the-mannequin-challenge-everything-you-need-to-know-6256469/)</p> <p>Finding Meaning in the Mannequin Challenge That Has Made Rae ... (https://www.theatlantic.com/entertainment/archive/2016/11/rae-srummurd-mannequin-challenge-malaise/508043/)</p> <p>Best "Mannequin Challenge" Videos, Beyoncé, Michelle Obama ... (http://time.com/4565174/mannequin-challenge-ranking/)</p> <p>Where Did The Mannequin Challenge Come From? A Look Into The ... (https://www.bustle.com/articles/193834-where-did-the-mannequin-challenge-come-from-a-look-into-the-meme-sweeping-the-nation)</p> <p>What Is the Mannequin Challenge? Teens Freezing in Place - NYMag (http://nymag.com/selectall/2016/11/what-is-the-mannequin-challenge-freezing-in-place-is-trendy.html)</p>
<p>Who won the election?</p>	<p>Who Won the Montana Special Election? Watch Live Results Here (http://www.thedailybeast.com/who-won-the-montana-special-election-watch-live-results-here)</p> <p>Who won the 2017 general election? Full results and map with every constituency as Tories endure shocking night (http://www.mirror.co.uk/news/politics/who-won-2017-general-election-10588118)</p> <p>What time will we know who won? Hour-by-hour election night guide ... (https://www.theguardian.com/politics/2017/jun/08/election-night-2017-when-are-the-results-what-time-general)</p>

Election Results: Gianforte Wins U.S. House Seat in Montana
(<https://www.nytimes.com/elections/results/montana-house-special-election>
)

2016 City Council Election | City of Menlo Park - Official Website
(<https://www.menlopark.org/1052/2016-City-Council-Election>)

When do we find out who won the General Election? | Politics | News ...
(<http://www.express.co.uk/news/politics/814791/Election-2017-results-exit-polls-find-out-who-won-general-election>)

Who won the election 2017, what did the exit poll say and how does ...
(<https://www.thesun.co.uk/news/3742197/election-2017-results-winner-exit-poll/>)

Official Election Site of San Mateo County - Vote!
(<https://www.shapethefuture.org/>)

Who really won Bush-Gore election? - CNNPolitics.com - CNN.com
(<http://www.cnn.com/2015/10/31/politics/bush-gore-2000-election-results-studies/index.html>)

Why Donald Trump won — and how Hillary Clinton lost: 13 theories ...
(http://www.salon.com/2016/12/26/13-theories-on-why-trump-won-and-how-clinton-lost_partner/)

ANEXO II
Dibujos y descripción

Figura 1: Análisis consulta de búsqueda

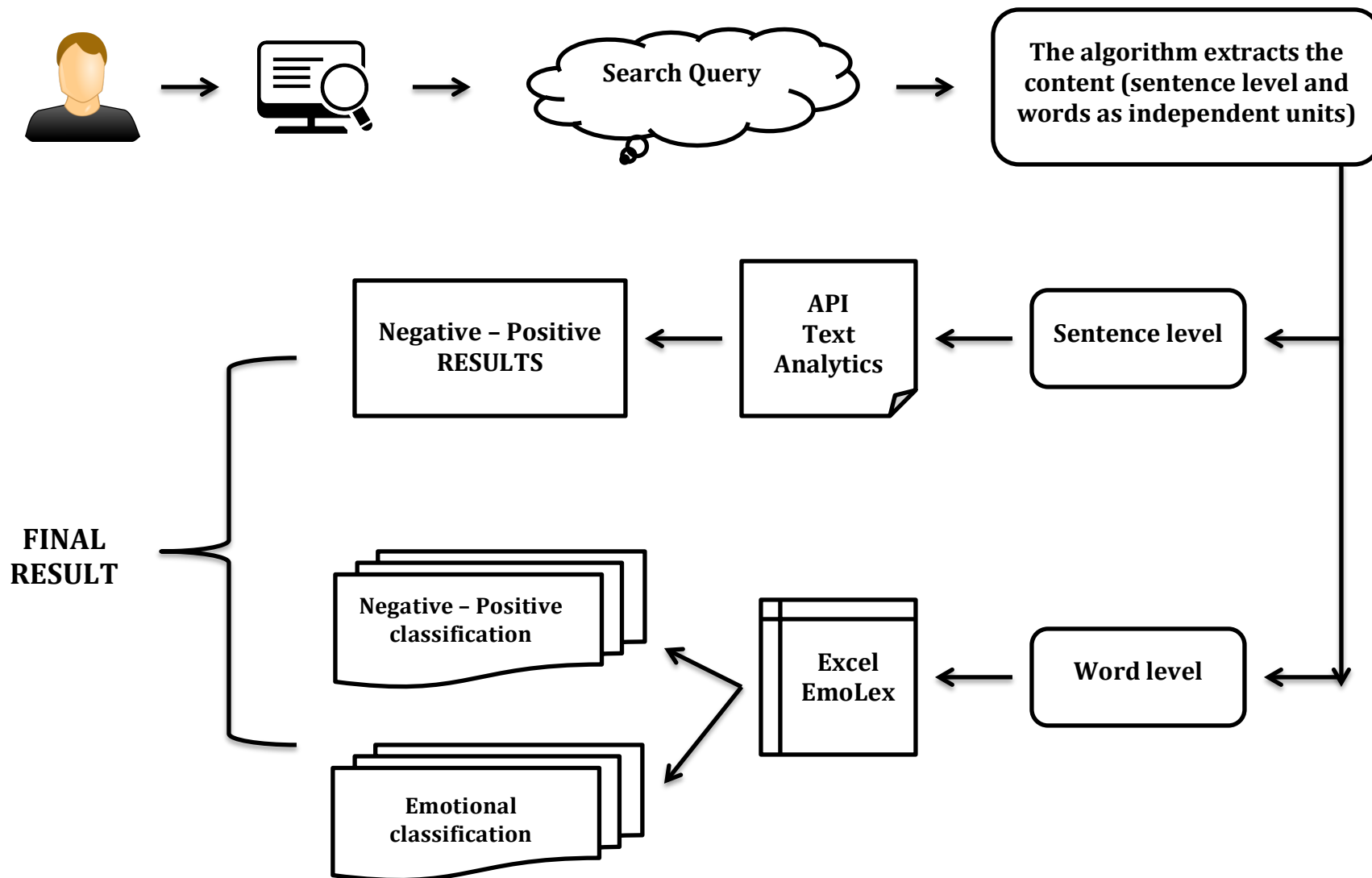


Figura 2: Análisis de los resultados de búsqueda

