

ANÁLISIS DE OPINIÓN EN REDES SOCIALES Y VALOR PARA EL ANÁLISIS DE PRODUCTO

JOAQUÍN ORDIERES-MERÉ

JOSÉ FRANCO RIQUELME

Universidad Politécnica de Madrid

El análisis de opinión sobre productos o servicios es un ámbito de mucho interés para las empresas, tanto para las que producen esos bienes o servicios, como también para sus competidores y, por ende, para los usuarios de los mismos, que suelen encontrarse ávidos de conocer sus características desde el punto de vista de otros usuarios, en los que confían para una opinión más independiente.

Antes de la década de los años 80 del siglo pasado la satisfacción del cliente tendía a ser medida de manera informal. Así, por ejemplo, se empleaban encuestas directas preguntando a la gente si estaban contentos con el producto o servicio, o se utilizaban encuestas anuales a los clientes. Es preciso reconocer que en esa época la mayoría de las grandes marcas y organizaciones no estaban tan centradas en el cliente y sí más en los productos y en la logística.

Los años 80 supusieron varios cambios en el funcionamiento de los negocios. La capacidad de las marcas y los servicios para diferenciarse dramáticamente de sus competidores comenzó a disminuir. También se dio una rápida concentración de productores mediante fusiones y adquisiciones, para ganar masa crítica. A medida que las empresas se hicieron más grandes y cada vez más multinacionales, se dirigieron a consultores de gestión para crear estrategias completas / integradas.

Estas estrategias incluían a menudo aumentar la satisfacción del cliente (Churchill Jr y Surprenant, 1982;

Woodside *et al.*, 1989) y los procesos paralelos de calidad comenzaron a requerir su auditoría, para poder valorar el nivel de desempeño logrado. Lamentablemente la satisfacción del cliente tiende a requerir muestras significativamente grandes porque las organizaciones quieren poder ver su desempeño por modelo y centro de producción, pero esto resultaba caro en exceso. Así las primeras aproximaciones se realizaban fundamentalmente en papel, con potentes mecanismos de producción, distribución y procesamiento de cuestionarios. A esta época corresponde el enorme desarrollo de los sistemas basados en el escáner para la captura de datos.

A principios de los noventa, la recolección de datos fue evolucionando para pasar a la entrevista telefónica asistida por computador (Green y Srinivasan, 1990). También se hicieron experimentos en el análisis tipo negocio-a-negocio (B2B en adelante), como encuestas por fax, etc. (Kaplan y Sawhney, 2000). En esta década la progresiva penetración de internet hizo que la investigación B2B evolucionase rápidamente al envío de encuestas por correo electrónico primero y después

que éstas evolucionasen a encuestas basadas en la Web. Esta última modalidad se extendió también con rapidez a los consumidores finales.

Fruto de la consolidación en esta época del análisis de satisfacción de los clientes en el modelo *B2B* fue la aparición de los CRMs (*Customer Relationship Management systems*), que significó la creación de una visión integrada del cliente a través de los diferentes productos de su interés, así como de su evolución temporal y su respuesta a diferentes estímulos (ofertas, descuentos, etc.)

Aun considerando el interés que este ámbito suscita en los productores, el siglo XXI ha significado la implantación de investigación «en línea», ya sea basada en la red convencional o en tecnología móvil. Esto es consistente con el concepto de que la información en nuestros días se mueve a un ritmo tremendamente rápido, y estamos inundados con un diluvio diario de contenidos. El «matrimonio» de las redes sociales y móviles ha facilitado esta aceleración. En un período de tiempo tremendamente corto, las redes sociales han transformado la forma en que vivimos y trabajamos. Considere simplemente que el usuario móvil promedio comprueba su teléfono más de cien veces al día, y Facebook unas catorce veces al día. Más aún, la palabra «googlearlo» se ha convertido en parte del léxico habitual para millones de personas.

A pesar de todo, en el paradigma existente de satisfacción del cliente persisten aún problemas sistémicos, como son la excesiva lentitud en la obtención de conclusiones significativas sobre el grado de satisfacción con los productos o servicios. Asociado a ese proceso, también existe la percepción de que el método resulta excesivamente caro. Si ahora miramos hacia el encuestado (todos nosotros lo hemos sido seguramente en algún momento), los comentarios comunes indican un exceso de reluctancia al mismo, con añadidos de excesiva pesadez, molestia o frustración. Si bien una forma de minorar este efecto podría ser algún tipo de incentivación, se debe ser muy prudente para evitar el sesgo de las respuestas, en la medida en que pudieren estar condicionadas por el incentivo.

En los últimos dos años, el sector se ha volcado en buscar alternativas a los grandes estudios de seguimiento de la satisfacción del cliente. Al mismo tiempo, los experimentos que utilizan la escucha de redes sociales y el análisis automatizado de texto de las opiniones de los consumidores se han vuelto cada vez más comunes. Precisamente es ésta la dimensión que se desea analizar aquí, pues presenta potenciales ventajas nada despreciables como son el carácter de inmediatez, la reducción significativa de costes y la implicación activa del consumidor, quien, en lugar de sentirse molesto por la encuesta, es él ahora *motu proprio* quien está encantado de compartir con otros su experiencia con el producto, funcionalidades o trucos e incluso sugerir mejoras al mismo.

En efecto, más de seis mil millones de horas de vídeo se ven cada mes en YouTube; Facebook tiene más de mil novecientos millones de usuarios mensuales activos (Statista, 2016); y más de quinientos millones de *tweets* son enviados cada día (Beri y Ojha, 2016). Estos números hablan de la tremenda oportunidad que ofrecen las redes sociales:

- Permiten a las organizaciones responder a problemas e incidentes en tiempo real antes de que se conviertan en una crisis potencial;
- Son un canal más de publicidad, con un gradiente tremendamente positivo para mejorar una marca y su reputación en el mercado;
- Y permiten conectar personalmente con los consumidores o clientes.

No es sorprendente pues que la mayoría de los ejecutivos crean que las redes sociales los exponen a un mayor riesgo de reputación (Christensen *et al.*, 2015; King y McDonnell, 2012). Siempre existe un riesgo asociado con la exposición de cualquier tipo, pero a diferencia de los medios tradicionales, los canales de medios sociales mueven información en línea y prácticamente en tiempo real.

Las redes sociales hacen que la información sobre la organización misma sea difícil de gestionar a voluntad porque es de gran alcance, vasta e inmediata.

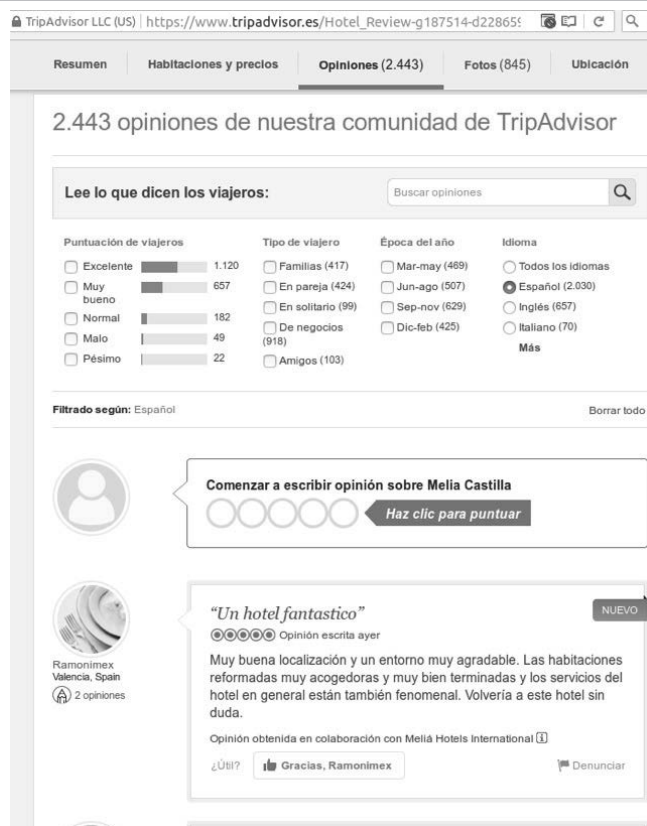
ANÁLISIS AUTOMATIZADO DE OPINIÓN EN REDES SOCIALES ↓

Como se veía en la introducción anterior, esta aproximación resulta a priori muy atractiva para los creadores de productos y servicios, ya que cambia la actitud del comprador/usuario de los mismos, tiene un carácter más dinámico y supone una vía adicional de aportar valor a los mismos, a través de la compartición de trucos o soluciones a determinadas dificultades. Sin embargo, el no canalizar adecuadamente esa oportunidad no resulta indiferente y puede suponer un serio revés que impacte negativamente tanto en el producto como en la compañía.

A pesar de las potencialidades de negocio que se puedan derivar de ese análisis, es preciso referir que, en función de las necesidades concretas a satisfacer, pueden existir dificultades tecnológicas específicas que es preciso cuidar, para conseguir acercarse a los objetivos deseados.

El análisis de opinión en redes sociales, presupone que esas opiniones son mayoritariamente descritas de modo textual, en el lenguaje que el usuario decide emplear. Así pues, para poder determinar a qué producto(s) o servicio(s) se refiere el mensaje y qué sentimiento(s) expresa, se requieren actuaciones de diferente envergadura. Esencialmente esas actuaciones se refieren a dos ámbitos principales, el primero la recolección de los mensajes de inte-

FIGURA 1
EJEMPLO DE CAPTURA DE PANTALLA DEL SITIO TRIPADVISOR.COM, MOSTRANDO LA VALORACIÓN CUALITATIVA Y CUANTITATIVA



Fuente: («Hoteles - Tripadvisor,» N.D.)

rés, segmentados convenientemente ya sea según atributos espaciales (origen geográfico), temporales, por conectividad o cualquier combinación de ellos. Una vez establecido el dominio de análisis existe aún un importante trabajo de pre-procesado, análisis y clasificación a nivel de cada mensaje que, además, debe tener en cuenta el lenguaje específico en el que el usuario lo realiza, así como sus particularidades (sorna, sarcasmo, etc.).

En los apartados siguientes trataremos de describir algunos aspectos relevantes para cada uno de esos ámbitos de actuación previamente descritos, pero antes es preciso destacar que el nivel de madurez de las herramientas para obtener información de los usuarios de productos y servicios no es homogéneo según el tipo de producto o mercado. Así, nos encontraremos sectores de actividad en los que existe una intensa actividad profesional con el foco en valorar los productos o servicios y otros donde ésta o bien no existe y cada usuario proporciona su valoración a través de los mecanismos que prefiera (twitter, blogs, etc.) o bien la penetración de los agregadores de opinión no ha tenido la aceptación suficiente como para consolidarse como un referente. Así, como mero ejemplo, podemos citar como

un claro exponente del primer caso a TripAdvisor (ver Figura 1), como agregador de opiniones de hoteles y restaurantes, que acumula un sistema mixto de opinión, con valoración cuantitativa (de opinión, de tipo de usuario, de época del año, de idioma, etc.) y cualitativa, con texto libre, en el que se permite que el usuario exprese su opinión para justificar la valoración cuantitativa otorgada.

Si bien este ejemplo no es único para estos sectores, sí que incluye los elementos claves relevantes a la hora de permitir una extracción de información consistente, tanto por los elementos de segmentación involucrados, como por la valoración cuantitativa y cualitativa que permiten, tanto el uso humano individualizado, como la explotación más automatizada de la información obtenida.

En el segundo de los escenarios se sitúan otros sectores donde los agregadores han tenido un uso menos extendido, como por ejemplo electrodomésticos, moda, etc. En estos casos, si bien existen tales agregadores, su uso es mucho más limitado y la información se encuentra mucho más dispersa en blogs, twitter, etc. (ver Figura 2 y Figura 3), por lo que el trabajo de recolección de opiniones es mucho más complejo.

FIGURA 2
PORTADA DE UN AGREGADOR SOBRE UN PRODUCTO DE LÍNEA BLANCA

The screenshot shows the MouthShut.com website interface. At the top, there is a navigation bar with the logo, 'Browse Categories', a search bar, and 'Sign In / Sign Up'. The main content area is titled 'LG Washing Machine WD-1275QDT'. It features a product image on the left and a 'MouthShut Score' section on the right. The score is 3.16 stars, with 19 reviews and a 63% like rate. Below the score are progress bars for 'Ease of Use', 'Durability', 'Ease of Cleaning', 'Style & Design', and 'Service & Support'. A 'Write Your Review' button is visible. Below this, there is a 'Reviews' section with a 'Latest' dropdown menu. The first review is by reginasouza818, titled 'Not worth buying', with a 2-star rating and a date of Nov 06, 2016. The review text states: 'We have used this washing machine for several months this machine was very stylish very good looking but as it got some problem with our machine we stopped using it. we have contacted the technician he ensured us that we got the best machine its working fine after the repair, but after some days...Read More'.

Fuente: («LG Washing Machine WD-1275QDT Review - MouthShut.com.» n.d.)

Los comentarios sobre productos o servicios adquiridos pueden ser objetivos y basados en hechos o características o bien subjetivos y principalmente basados en opiniones. Pero las opiniones de un cliente individual pueden no representar plenamente las opiniones de todos los clientes, lo que subraya la importancia de recopilar y analizar las opiniones de muchos diferentes titulares de opiniones para evaluar el objeto de estudio. La necesidad de comprender la retroalimentación subjetiva de los clientes ha hecho de la extracción de opiniones y de su resumen un tema candente en los últimos tiempos.

La implementación pues de un sistema de análisis de opinión con algún grado de automatización va a requerir una serie de pasos bien definidos y que se presentan en la Figura 4.

Como se verá a continuación algunos de los elementos individuales del marco de referencia propuesto deben afrontar dificultades específicas que no los hacen únicamente dependientes de una herramienta o elemento de *software*, sino que, a su vez, deben elaborar sus propias rutas de proceso, en función de las peculiaridades de la etapa.

Del análisis se excluye, en todo caso, la definición del ámbito de interés o el alcance, pues se considera un requisito del cliente/usuario y que no resulta fácilmente influenciable desde el punto de vista tecnológico. Tampoco se considera demasiado configurable la selección de fuentes a monitorizar, pues dependerán del alcance deseado y del ámbito temporal y de recursos que el cliente/usuario desea invertir.

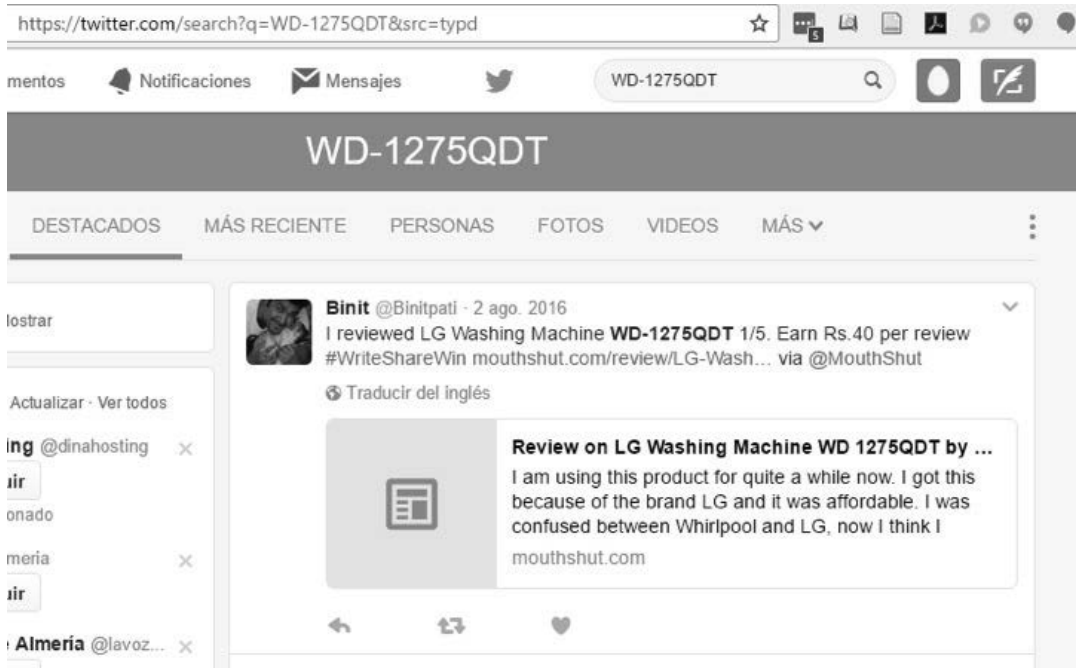
CAPTURA DE CONTENIDOS ↓

Se trata de un ámbito de aplicación esencialmente tecnológico, pues la ubicuidad de los comentarios de los consumidores motiva la necesidad de recopilar, preparar para procesar y almacenar las opiniones recogidas como comentarios en modo texto. Estos comentarios, foros, grupos de discusión y *blogs* disponibles en Internet contienen opiniones que, una vez resumidas podrían aportar datos relevantes a las personas encargadas de la toma de decisiones. Tanto individuos como empresas buscan resúmenes de opinión para mejorar sus procesos de toma de decisión. En realidad, no se busca tanto el estado absoluto como las variaciones en relación a estados anteriores, lo que obliga a una recolección y almacenamiento continuados.

Los procesos de captura de contenidos suelen realizarse mediante herramientas más o menos automatizadas de recolección conocidos por su nombre en inglés *crawlers*, que comienzan por un conjunto de páginas web definidas y van explorando los enlaces que éstas desarrollan hacia otros contenidos. Ese proceso continúa de forma automatizada hasta que se hayan explorado el número deseado de páginas, el espacio se haya excedido o el tiempo asignado se haya sobrepasado.

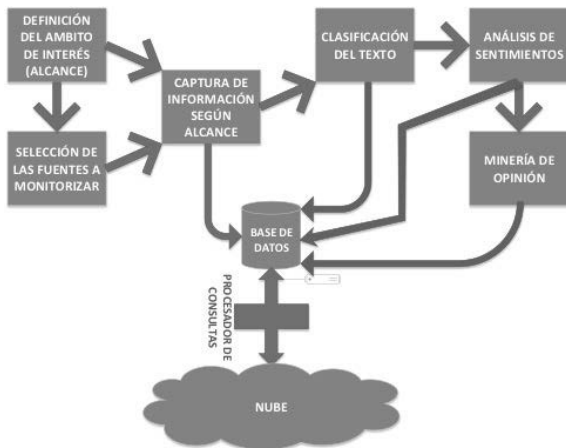
Existen robots de búsqueda más especializados, con el foco en determinadas redes sociales, como Twitter, Facebook, LinkedIn, etc., que atienden a los propósitos específicos de navegación en esas redes sociales. En todo caso, estos *softwares* precisan una ejecución con-

FIGURA 3
EJEMPLO DE MENSAJE DE TWITTER SOBRE EL MISMO PRODUCTO MENCIONADO EN LA FIGURA 2



Fuente: («twitter - WD-1275QDT,» 2017)

FIGURA 4
MARCO DE REFERENCIA PARA EL ANÁLISIS AUTOMATIZADO DE TEXTOS



Fuente: Elaboración propia

tinuada en entornos paralelos y con almacenamiento en entornos soportados por Hadoop® u otros sistemas de ficheros distribuidos para poder llevar a cabo la labor de búsqueda continuada y sistemática. En función del diseño específico o del caso de análisis puede ser conveniente disponer de una base de datos de tipo Hive® o similar, o bien tipo MongoDB® o CouchDB® si la arquitectura elegida es más clásica, aunque también una cola FIFO de inyección de mensajes pendientes de procesar puede realizar una función similar.

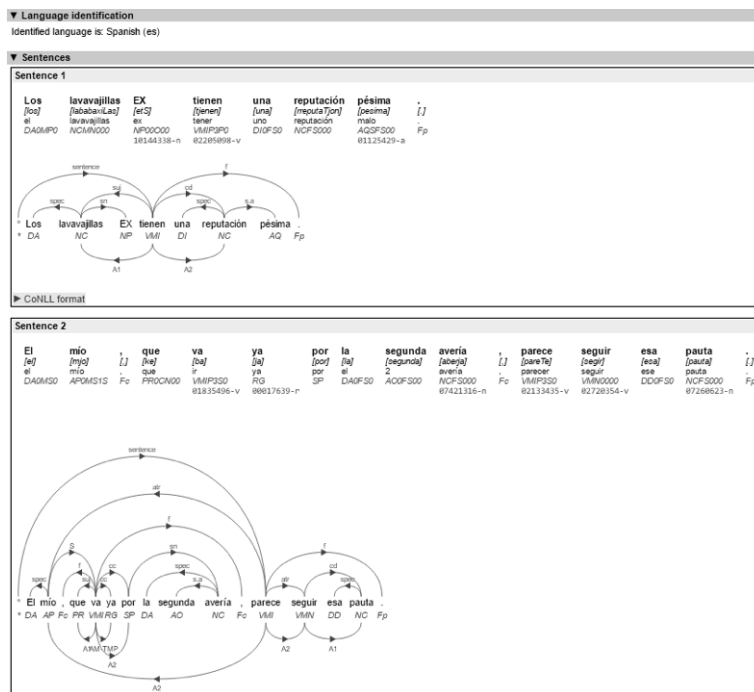
La tipificación de datos, además de la fecha de visita, el contenido de la noticia y la URL, puede incluir atributos adicionales como el número de «me gustas», los comentarios conectados, enlaces a contenido multimedia, etc. Para acometer esta segmentación un pre-procesamiento del mensaje por ejemplo mediante el paquete HTMLParser de Python u otros elementos similares puede resultar conveniente.

Es importante destacar también otros métodos para obtener datos, como son las interfaces de programas de aplicación (API por sus siglas en inglés) proporcionadas por sitios web para acceder a los contenidos de sus sitios, que permiten extraer información relevante para la toma de decisiones en las organizaciones. Así también, con el empleo de técnicas estadísticas y aprendizaje automático, se puede aprender a identificar información demográfica (tales como la edad y el género) del lenguaje, seguimiento de las tendencias y el sentimiento de las masas, identificar opiniones y creencias sobre los productos y los políticos, predecir la propagación de la enfermedades (por ejemplo, Flu-Trends de Google) de los síntomas mencionados en los tweets o enfermedades relacionadas con los alimentos, reconocimiento de noticias falsas e identificación de la actividad de las personas que interactúan en línea (Hirschberg y Manning, 2015).

ANÁLISIS Y VALORACIÓN DE LOS MENSAJES

Este aspecto, en contra de lo que pueda inicialmente parecer tiene también un contenido tecnológico muy elevado. Se suelen distinguir esencialmente tres

FIGURA 5
 RESULTADO DE LA SEGMENTACIÓN EN FRASES, EL ANÁLISIS SINTÁCTICO, EL ETIQUETADO DE PARTES DEL DISCURSO, ETC. EMPLEANDO LA LIBRERÍA FREELING (LLUIS PADRÓ, N.D.)



Fuente: Elaboración propia

tareas. La primera extraer los aspectos o elementos sobre los que versa la opinión. La segunda se centra en identificar, analizar y orientar la opinión y finalmente se deben resumir las listas de aspectos y opiniones.

El análisis de sentimientos, que de acuerdo con Liu es definido como «el campo que tiene como objeto extraer opiniones de texto natural utilizando métodos computacionales» (Liu, 2015) y que forma parte de esa segunda tarea, es complejo, porque la opinión puede ser descrita como un elemento con cinco dimensiones (Hu y Liu, 2004):

- Entidad, producto o servicio;
- Aspecto o función objeto de la opinión;
- Orientación de la opinión proporcionada;
- Opinante o responsable de la emisión de esa opinión;
- Tiempo o momento en que esa opinión se emite.

En relación con la primera de las tareas cabe destacar la propuesta de Liu *et al.*, (2005) que habían propuesto la asignación de las palabras frecuentes encontradas en las opiniones como semilla del aspecto central de la opinión y que posteriormente mejoraron con la aplicación de minería de patrones lexicológicos para ayudar en esa identificación. Sin querer ahondar en exceso entre las diferentes técnicas que han sido ensayadas por los investigadores para determinar el aspecto o función relevante en cada opinión, sí merece una

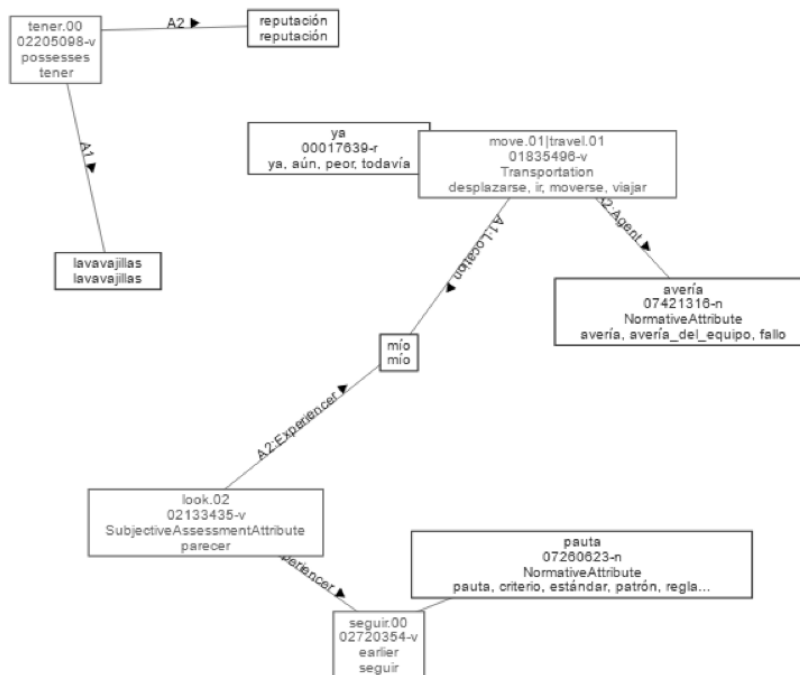
mención especial el trabajo de Huang *et al.*, (2012) que proponía la identificación de aspectos mediante la extracción de una secuencia de etiquetas a través de un modelo de aprendizaje discriminante, que posee buenas propiedades de exhaustividad y precisión.

La generación del resumen es la tercera tarea y el final del proceso. Se basa en los resultados de las tareas anteriores en las que se seleccionan los aspectos extraídos y su opinión correspondiente y luego se dan pesos a todas las oraciones. El resumen podría presentarse en varias formas, como diagrama, texto o gráfico. Un posible resumen de resultados podría tomar la forma de pros y contras junto con un histograma horizontal, donde los profesionales indican el conjunto de aspectos positivos de los productos / opiniones y los contras representan el conjunto de aspectos negativos / opiniones.

En este sentido, es preciso referir los estudios realizados para establecer la polaridad a través de las redes sociales, en el que se extraen términos que definen sentimientos tales como «felicidad», «alegría», «excelente», «malo», «aburrido», por citar algunas (Agarwal *et al.*, 2015) y son utilizadas como un indicador clave en la opinión de los usuarios. Es así como otros autores proponen un marco analítico para detectar las debilidades de un producto de manera efectiva (Fang y Zhan, 2015; Wang y Wang, 2014).

Muchos de los análisis que son requeridos en las tareas antes descritas pueden ser realizados de modo frecuentista (buscando las expresiones más frecuentes, o

FIGURA 6
RESULTADO DE LA REPRESENTACIÓN DEL GRAFO SEMÁNTICO EMPLEANDO LA LIBRERÍA FREELING (LLUIS PADRÓ, N.D.).



Fuente: Elaboración propia

con el análisis a nivel de frase y asociando pesos a palabras o expresiones concretas), pero también existen opciones más robustas para el análisis de los comentarios a partir de técnicas de aprendizaje automático, definido como el trabajo de elaboración creativa de descripciones útiles sobre un problema, que alimentan a un sistema y que están hechas por humanos, basadas en la intuición y la teoría previa existente (Dhar, 2015) y entre estas técnicas destaca especialmente el Procesamiento del Lenguaje Natural, que consiste en la combinación de la minería de opinión y técnicas de minería de datos, y que incluyen un largo número de tareas específicas (Martínez-Cámara *et al.*, 2013; Molina-González *et al.*, 2014) entre las cuales podemos citar: etiquetado de sentencias, reconocimiento de entidades, recuperación de información, traducción automática, entre otras, algunas de las cuales se presentan en el siguiente apartado.

DESARROLLO DE TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DEL LENGUAJE NATURAL ↓

Poniendo en contexto la disciplina del Procesamiento del Lenguaje Natural, debemos remontarnos a sus orígenes en la década de los años 50 del siglo pasado, con los trabajos de Alan Turing (Turing, 1950) en el campo de la inteligencia artificial, si bien su aplicación práctica puede datarse en los años 90, ya con la generalización de Internet.

Llegado este momento, se hace necesario ampliar el concepto de esta disciplina que hemos adelantado

en párrafos anteriores, llamada también «tecnología del lenguaje humano» y «lingüística computacional» y que específicamente se basan en algoritmos para procesar el lenguaje, la base formal para esos algoritmos y los hechos sobre el lenguaje humano que permiten que esos algoritmos funcionen (Jurafsky y Martin, 2009) y que en otras palabras significa, enseñar a los ordenadores como entender (y por ende generar) el lenguaje humano.

De acuerdo con Russel y Norvig, la comprensión del lenguaje natural requiere una investigación empírica de la conducta humana, que resulta ser compleja e interesante (Russell y Norvig, 2010). En por ello, un desafío importante desarrollar tareas tales como la teoría del lenguaje formal y la estructura gramática de las frases, la interpretación semántica, la ambigüedad, la traducción automática y el reconocimiento de voz. Son muy conocidas en este ámbito ciertas aplicaciones de agentes conversacionales (también conocidas como *chatbots*) entre las que se destacan Siri, Cortana, Google Now, en lo que se refiere al procesamiento de voz, y en cuanto al procesamiento de texto, podríamos citar a la traducción automática, con el ejemplo del traductor de Google (conocido con su nombre en inglés como *Google Translator*).

Desde un punto de vista informático existen algunas herramientas que merecen ser destacadas, entre las que se encuentran el *Natural Language Processing software* de la Universidad de Stanford (Bowman

et al., 2016), el *software* producido por el proyecto cofinanciado por la UE «OpenER» («The OpenER Project,» n.d.) o bien la librería *Freeling* de la UPC (Padró y Stanilovsky, 2012). Estas herramientas suelen incluir identificación de idioma, divisores de frases, división del texto en palabras, análisis morfológico, reconocimiento de palabras compuestas, tratamiento de las contracciones, codificación fonética, detección de nombres propios, reconocimiento de números, fechas, monedas y magnitudes físicas. También se suelen incluir etiquetado de las partes del discurso, desambiguación con el empleo de *WorldNet*, diferentes técnicas de identificación de secuencias e incluso, en algunos casos, grafos representando extracción semántica de los contenidos o bien análisis de sentimientos.

A modo de ejemplo, en las figuras 5 y 6 se muestra el análisis del comentario «Los lavavajillas EX tienen una reputación pésima. El mío, que va ya por la segunda avería, parece seguir esa pauta».

Existen trabajos académicos que tratan de la aplicación de técnicas de procesamiento del lenguaje natural, incluso en español, y que se alimentan de los contenidos generados por los usuarios, planteándose retos en el acceso e interpretación de datos multilingües de manera eficiente, rápida y asequible. Tal es el caso del proyecto *TredMiner* (Dhar *et al.*, 2014) que tiene como objetivo generar resúmenes y minería de medios sociales a gran escala. En cambio, otros métodos, como el caso de *SentBuk* (Ortigosa *et al.*, 2014) han recopilado mensajes de Facebook y los ha clasificado de acuerdo a su polaridad, mostrando resultados a través de una interfaz interactiva aplicada al ámbito del *e-learning*. También, en el área de la salud, se ha buscado extraer información de foros, haciendo énfasis en los comentarios acerca de medicinas y sus efectos adversos (Revert Arenaz, 2014), y en el sector de la hostelería se ha trabajado asimismo con recursos lingüísticos en español para detectar la polaridad de los mensajes en el sitio web *Tripadvisor*, obteniéndose resultados sumamente satisfactorios (Molina-González *et al.*, 2014).

En las organizaciones también se han implementado modelos tales como *track-It!*, que es un sistema que automatiza la recogida de información en la red y permite la elaboración de análisis de reputación corporativa (Villena-Román *et al.*, 2014) y de este modo, conocer la reputación en el mercado, evolución, comparación con competidores para permitir tomar las acciones correctoras necesarias.

Con todo, el problema está lejos de estar bien resuelto y mucho más esfuerzo es requerido para continuar su desarrollo. Como simple ejemplo, sirvan los siguientes casos:

- Reconocimiento de nombres propios: «Ciudadanos» podría referirse a los habitantes de una ciudad o a un partido político.

- Expresiones con doble sentido o sarcasmo: «Sí, sin duda son inmunes a los problemas».
- Desambiguación «Vimos una película y luego cenamos, fue un desastre». No queda claro si se refiere a que la película fue un desastre, a que la cena lo fue o a que todo lo ha sido.
- En determinadas redes sociales las expresiones están llenas de emoticonos, las iniciales en mayúsculas de las entidades con nombre propio no se respetan, la sintaxis no siempre es seguida, etc., y todo ello dificulta sobre manera la interpretación correcta del mensaje.

PRESENTE Y FUTURO ¶

Muchos de los sistemas comerciales basados en el análisis del sentimiento utilizan técnicas simplistas para evitar los desafíos actuales y su desempeño deja mucho que desear aún (Feldman, 2013), por lo que proporcionar soluciones satisfactorias a estos retos hará que el área del análisis del sentimiento, finalmente pueda extenderse. Son desafiantes los retos que enfrentan los investigadores, ya que deben poder tratar con un español no estándar (u otros lenguajes) que impliquen abreviaciones y regionalismos, con los problemas de segmentación de frases, con neologismos, con nombres de entidades engañosos, con errores ortográficos, etc. Todos estos efectos son normales en las redes sociales y son parte de la dinámica propia del lenguaje humano que estas técnicas deben poder gestionar de un modo eficiente para que sean realmente efectivas. En este camino, existen tareas que han sido mayormente resueltas, tal es el caso de la detección de correos electrónicos no deseados, el etiquetado de sentencias, el reconocimiento de entidades, y otras, que han alcanzado un progreso muy importante en los últimos años como la traducción automática, la extracción de información, el análisis gramatical, entre otras (Jurafsky y Martin, 2009).

Ya hoy, pero con más intensidad en el futuro próximo, las empresas dependerán cada vez más de la opinión de sus consumidores. Si tiempo atrás una mala acción podía quedar en el olvido, ahora la enorme capacidad de los contenidos digitales, así como la facilidad de su localización se encargará de recordar a nuestros clientes aquel error cometido. Por este motivo, la reputación del negocio dará la capacidad de fortalecer las posibles debilidades. Es preciso, por tanto, adaptarse a los cambios y ser conscientes de que la comunicación empresarial unidireccional ya no existe.

Veremos en un futuro no muy lejano la aplicación de estas técnicas a ámbitos insospechados como por ejemplo la identificación y clasificación de perfiles laborales en términos de competencias requeridas, evolución de mercados saturados, actividades emergentes, etc. También se esperan avances muy significativos derivados, no solo de las mejoras en el procesamiento del lenguaje humano, sino de su integración con otras fuentes de datos que expliquen

mejor el comportamiento de entidades y grupos de interés. Otras dimensiones como la de crear atracción hacia postulados se harán también más robustas y el equilibrio en el juicio será cada vez más necesario.

Cabe señalar que se vislumbran oportunidades en el área del aprendizaje profundo, que tiene sobre todo dos ventajas sobre los modelos vistos en este trabajo, en primer lugar, el aprendizaje desde las representaciones distribuidas que permiten una generalización de atributos a partir de las características aprendidas o derivadas de modo directo de los datos de la captura. En segundo lugar, componer capas de representación en una red profunda, brinda el potencial para otras ventajas como la exploración de evidencias en configuraciones multi-escala (LeCun *et al.*, 2015). Por ejemplo, el trabajo de clasificar los mensajes de Twitter en varios niveles, estableciendo la polaridad positiva/negativa/neutral con una nula intervención manual a través de un sistema desarrollado para el efecto (Tang *et al.*, 2014).

CONCLUSIÓN

En este trabajo se ha presentado el carácter social que se manifiesta en diversos instrumentos electrónicos a través de los cuales se distribuyen mensajes no estructurados. Esta fuente de información ha despertado el interés de diferentes organizaciones para conocer mejor las opiniones que clientes, usuarios de productos, o bien otras personas, tienen sobre un tema.

Se ha hecho énfasis en los desafíos que presenta la información subyacente en estas opiniones. Vinculado a estos conceptos se debe reconocer la importancia de elementos que, como los móviles inteligentes y el internet de las cosas, permiten examinar las relaciones entre la información demográfica, el uso del lenguaje y la interacción social, (Hirschberg y Manning, 2015), expandiendo el universo de contenidos y enriqueciendo la dimensión y el contexto de la información. Para resaltar la complejidad intrínseca del análisis, se han revisado las fases del análisis y se han descrito los principales elementos operativos implicados.

Finalmente se ha proporcionado una perspectiva de tendencia sobre la evolución de este ámbito de análisis y sus posibilidades, muy conectadas con la necesidad de computación paralelizada y almacenamiento extensivo, propiedades todas ellas alcanzables con los actuales paradigmas del conocido *Big Data*, contribuirá a potenciar el desarrollo de este campo junto a las demás herramientas y sistemas que se han presentado.

En resumen, se trata de un campo de aplicación que, tanto por su interés de negocio como en su dimensión social, tendrá fuertes inversiones para su desarrollo en el futuro y deparará grandes posibilidades, especialmente cuando se combinen con otras fuentes de datos, como los dispositivos IoT (*Internet of Things*), análisis de imágenes, etc. Otro ámbito de aplicación será la asistencia personalizada para la mejora del aprendizaje en problemas complejos o en procesos persona-

lizados de evaluación que requieran una justificación de las razones que lleven a adoptar una determinada solución.

Todo ello contribuye a dibujar un panorama integrador tanto desde la perspectiva de fuentes de información con diferentes niveles de estructura como con diferente frecuencia y, con carácter masivo en la medida en la que se pretenda abarcar ámbitos de opinión con mucha popularidad, lo que supondrá un reto permanente a las herramientas y algoritmos disponibles y potenciará también su desarrollo.

BIBLIOGRAFÍA

- AGARWAL, B., MITTAL, N., BANSAL, P., GARG, S., 2015. «Sentiment analysis using common-sense and context information». *Comput. Intell. Neurosci.* 2015, 1–9.
- BERI, P., OJHA, S., 2016. «Comparative analysis of big data management for social networking sites, in: Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)», 2016 3rd International Conference on. pp. 1196–1200.
- BOWMAN, S.R., GAUTHIER, J., RASTOGI, A., GUPTA, R., MANNING, C.D., POTTS, C., 2016. «A Fast Unified Model for Parsing and Sentence Understanding, in: Association for Computational Linguistics (ACL)».
- CHRISTENSEN, D.M., DHALIWAL, D.S., BOIME, S., GRAFFIN, S.D., 2015. «Top management conservatism and corporate risk strategies: Evidence from managers' personal political orientation and corporate tax avoidance». *Strateg. Manag. J.* 36, 1918–1938.
- CHURCHILL Jr, G.A., SURPRENANT, C., 1982. «An investigation into the determinants of customer satisfaction». *J. Mark. Res.* 491–504.
- DHAR, V., 2015. «The scope and challenges for Deep Learning». *Big Data* 3.
- DHAR, V., JURAFSKY, D., MARTIN, J.H., MOLINA-GONZÁLEZ, M.D., MARTÍNEZ-CÁMARA, E., MARTÍN-VALDIVIA, M.T., UREÑA-LÓPEZ, L.A., TANG, D., WEI, F., QIN, B., LIU, T., ZHOU, M., ORTIGOSA, A., MARTÍN, J.M., CARRO, R.M., RUSSELL, S., NORVIG, P., FELDMAN, R., FANG, X., ZHAN, J., TURING, A., REVERT ARENAZ, R., AGARWAL, B., MITTAL, N., BANSAL, P., GARG, S., LIU, B., MARTÍNEZ-CÁMARA, E., MARTÍN-VALDIVIA, M.T., MOLINA-GONZÁLEZ, M.D., UREÑA-LÓPEZ, L.A., VILLENA-ROMÁN, J., GARCÍA-MORERA, J., GONZÁLEZ-CRISTÓBAL, J.C., LECUN, Y., BENGIO, Y., HINTON, G., HIRSCHBERG, J., MANNING, C.D., MARTÍNEZ, P., SEGURA, I., DECLERCK, T., MARTÍNEZ, J.L., WANG, H., WANG, W., 2014. «TrendMiner: large-scale cross-lingual trend mining summarization of real-time media streams». *Proces. del Leng. Nat.* 53, 163–166. doi:10.1126/science.aaa8685
- FANG, X., ZHAN, J., 2015. «Sentiment analysis using product review data». *J. Big Data* 2, 5.
- FELDMAN, R., 2013. «Techniques and applications for sentiment analysis». *Commun. ACM* 56, 82–89. doi:10.1145/2436256.2436274
- GREEN, P.E., SRINIVASAN, V., 1990. «Conjoint analysis in marketing: new developments with implications for research and practice». *J. Mark.* 3–19.
- HIRSCHBERG, J., MANNING, C.D., 2015. «Advances in natural language processing». *Science* (80-.). 349, 261–266. doi:10.1126/science.aaa8685

- Hoteles - TripAdvisor [WWW Document], n.d. URL <https://www.tripadvisor.es/> (accessed 3.15.17).
- HU, M., LIU, B., 2004. «Mining opinion features in customer reviews», in: *AAAI*. pp. 755–760.
- HUANG, S., LIU, X., PENG, X., NIU, Z., 2012. «Fine-grained product features extraction and categorization in reviews opinion mining», in: 2012 IEEE 12th International Conference on Data Mining Workshops. pp. 680–686.
- JURAFSKY, D., MARTIN, J.H., 2009. «Speech and language processing», Second Ed. ed. Pearson Prentice Hall, New Jersey.
- KAPLAN, S., SAWHNEY, M., 2000. «E-hubs: the new B2B marketplaces». *Harv. Bus. Rev.* 78, 97–106.
- KING, B., MCDONNELL, M.-H., 2012. «Good firms, good targets: The relationship between corporate social responsibility, reputation, and activist targeting». *Corp. Soc. Responsibility. a Glob. World Towar. Eff. Glob. CSR Fram. Ed. by Kiyoteru Tsutsui Alwyn Lim.*(Forthcoming).
- LECUN, Y., BENGIO, Y., HINTON, G., 2015. «Deep learning». *Nature* 521, 436–444.
- LG WASHING MACHINE WD-1275QDT Review - MouthShut.com [WWW Document], n.d. URL <http://www.mouthshut.com/review/LG-Washing-Machine-WD-1275QDT-review-nsuuntumlm> (accessed 3.15.17).
- LIU, B., 2015. «Sentiment analysis: mining opinions, sentiments, and emotions». Cambridge University Press.
- LIU, B., HU, M., CHENG, J., 2005.» Opinion observer: analyzing and comparing opinions on the web», in: *Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web*. pp. 342–351.
- LLUIS PADRÓ, n.d. Welcome | FreeLing Home Page [WWW Document]. URL <http://nlp.cs.upc.edu/freeling/> (accessed 3.5.17).
- MARTÍNEZ-CÁMARA, E., MARTÍN-VALDIVIA, M.T., MOLINA-GONZÁLEZ, M.D., UREÑA-LÓPEZ, L.A., 2013. «Bilingual experiments on an opinion comparable corpus», in: *Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis*. Association for Computational Linguistics, pp. 87–93.
- MOLINA-GONZÁLEZ, M.D., MARTÍNEZ-CÁMARA, E., MARTÍN-VALDIVIA, M.T., UREÑA-LÓPEZ, L.A., 2014. «Cross-domain sentiment analysis using spanish opinionated words», in: *Natural Language Processing and Information Systems*. Springer International Publishing, pp. 214–219.
- ORTIGOSA, A., MARTÍN, J.M., CARRO, R.M., 2014. «Sentiment analysis in Facebook and its application to e-learning». *Comput. Human Behav.* 31, 527–541.
- PADRÓ, L., STANILOVSKY, E., 2012. «FreeLing 3.0: Towards Wider Multilinguality», in: *Proceedings of the Language Resources and Evaluation Conference (LREC 2012)*. Istanbul, Turkey.
- REVERT ARENAZ, R., 2014. *Detecting drugs and adverse events from Spanish health social media streams*. Universidad Carlos III de Madrid, Madrid.
- RUSELL, S., NORVIG, P., 2010. *Artificial Intelligence. A modern approach*, Third Ed. ed. Prentice Hall, New Jersey.
- Statista, 2016. • Facebook users worldwide 2016 | Statista [WWW Document]. *Stat.* . URL <https://www.statista.com/statistics/264810/number-of-monthly-active-facebook-users-worldwide/> (accessed 3.7.17).
- TANG, D., WEI, F., QIN, B., LIU, T., ZHOU, M., 2014. *Coooolll: A Deep Learning system for Twitter Sentiment Classification*, in: *Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2014)*. pp. 208–212.
- The OpeNER Project [WWW Document], n.d. URL <http://www.opener-project.eu/index.html> (accessed 3.5.17).
- TURING, A., 1950. *Computing Machinery and intelligence*. Mind.
- twitter - WD-1275QDT [WWW Document], 2017. URL <https://www.twitter.com/WD-1275QDT> (accessed 3.15.17).
- VILLENNA-ROMÁN, J., GARCÍA-MORERA, J., GONZÁLEZ-CRISTÓBAL, J.C., 2014. *track-It Sistema de análisis de reputación en tiempo real*. *Proces. del Leng. Nat.* 53, 197–200.
- WANG, H., WANG, W., 2014. «Product weakness finder: an opinion-aware system through sentiment analysis». *Ind. Manag. Data Syst.* 114, 1301–1320. doi:10.1108/IMDS-05-2014-0159
- WOODSIDE, A.G., FREY, L.L., DALY, R.T., 1989. «Linking Sort/ice anility, Customer Satisfaction, and Behavioral Intention». *J. Health Care Mark.* 9, 5–17.