



*UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID*

*FACULTAD DE FILOLOGÍA*

*GRADO EN LINGÜÍSTICA Y LENGUAS APLICADAS*

*TRABAJO DE FIN DE GRADO*

*La eficacia del análisis de sentimientos  
para la empresa: el caso de estudio Dell  
Technologies Inc.*

**Chiara Panico**

**Tutora: Ana Fernández-Pampillón Cesteros**

**Junio 2018**

<p style="text-align: center;"><b>Universidad Complutense de Madrid</b></p>	<p style="text-align: center;"><b>Resumen del Trabajo de Fin de Grado</b></p>
<p><b>Autor:</b> Chiara Panico</p> <p><b>Título:</b> La eficacia del análisis de sentimientos para la empresa: el caso de estudio Dell Technologies Inc.</p> <p><b>Fecha:</b> 19 de junio de 2018</p> <p><b>Número de páginas:</b> 34</p>	
<p><b>Departamento:</b> Filología Románica, Filología Eslava y Lingüística General</p>	
<p><b>Director:</b> Ana María Fernández-Pampillón Cesteros</p>	
<p>El análisis de sentimientos también conocido como minería de opinión se define como una técnica que detecta información subjetiva a través el análisis de las opiniones, sentimientos, evaluaciones de las personas sobre temas específicos con el fin de determinar su polaridad a través de las redes sociales, blogs, foros en líneas, entre otros.</p> <p>En este trabajo se plantea la cuestión de la eficacia real del análisis de sentimientos, ¿hasta qué punto el análisis de sentimientos es, actualmente, eficaz en el mundo empresarial?</p> <p>Para responder a esta pregunta se llevó a cabo un estudio de caso precedido de una revisión del estado de la cuestión con el propósito de conocer la eficacia de la aplicación de la técnica de análisis de sentimientos y el impacto que tiene esta técnica como herramienta para la solución de problemas específicos en una empresa de tecnología, en concreto, en Dell Technologies Inc., empresa global líder en tecnología de la información con sede corporativa global en Round Rock, Texas.</p> <p>Los resultados obtenidos en el trabajo demuestran y explican por qué la técnica de análisis de sentimientos aplicada a esta empresa tecnológica es una técnica eficaz para la detección y resolución temprana de problemas, lo que tiene, indudablemente, un impacto positivo en los resultados de la empresa.</p>	
<p><b>Palabras clave:</b> análisis de sentimientos, minería de opinión, empresa de tecnología, eficacia, gestión, Lingüística Computacional.</p>	

<p style="text-align: center;"><b>Complutense University of Madrid</b></p>	<p style="text-align: center;"><b>Abstract of End-of-degree Project</b></p>
<p><b>Author:</b> Chiara Panico</p> <p><b>Title:</b> The effectiveness of sentiment analysis for the business: the Dell Technologies Inc. case study.</p> <p><b>Date:</b> June the 19<sup>th</sup>, 2018</p> <p><b>Number of pages:</b> 34</p>	
<p><b>Department:</b> Romance Philology, Slavic Philology and General Linguistics</p>	
<p><b>Supervisor:</b> Ana María Fernández-Pampillón Cesteros</p>	
<p>The sentiment analysis, also known as opinion mining, is defined as a technique that detects subjective information through people's opinions, feelings, and evaluations analysis on specific topics in order to determine their polarity through social networks, blogs, online forums, among others.</p> <p>This paper raises the question of the real effectiveness of sentiment analysis: to what extent is sentiment analysis currently effective in the business world?</p> <p>To answer this question, a case study was conducted, preceded by a review of the state of the art in order to learn about the effectiveness of the application of the sentiment analysis technique and the impact of this technique as a tool for the solution of specific problems in a technology company, specifically Dell Technologies Inc., a leading global information technology company with global corporate headquarters in Round Rock, Texas.</p> <p>The results obtained in the project demonstrate and explain why the sentiment analysis technique applied to this technology company is an effective technique for the detection and early resolution of problems, which undoubtedly has a positive impact on the company's results.</p>	
<p><b>Keywords:</b> sentiment analysis, opinion mining, technology company, efficiency, management, Computational Linguistics.</p>	

Università Complutense di Madrid	Riassunto della Tesi di Laurea
<p><b>Autore:</b> Chiara Panico</p> <p><b>Titolo:</b> L'efficacia dell'analisi del sentimento nell'ambito dell'impresa: il caso di studio Dell Technologies Inc.</p> <p><b>Data:</b> 19 giugno 2018</p> <p><b>Numero pagine:</b> 34</p>	
<p><b>Dipartimento:</b> Filologia Romanza, Filosofia Slava e Linguistica Generale</p>	
<p><b>Tutore:</b> Ana María Fernández-Pampillón Cesteros</p>	
<p>L'analisi del sentimento, noto anche come analisi d'opinione, è definito come una tecnica che rileva le informazioni soggettive attraverso l'analisi delle opinioni delle persone, sentimenti e valutazioni su argomenti specifici con il fine di determinare la loro polarità attraverso i social network, blog, forum online, tra le altre cose.</p> <p>Questa tesi solleva la questione della efficacia reale dell'analisi del sentimento: in che misura l'analisi del sentimento è attualmente efficace nel mondo degli affari?</p> <p>Per rispondere a questa domanda, è stato condotto un caso di studio, preceduto da una revisione dello stato dell'arte con la finalità di conoscere l'efficacia dell'applicazione della tecnica dell'analisi del sentimento e l'impatto di questa tecnica come strumento per la soluzione di problemi specifici in un'impresa tecnologica, in particolare la Dell Technologies Inc., una società leader globale di tecnologia. Con questo studio si dimostra e spiega perché la tecnica dell'analisi del sentimento applicata a questa azienda tecnologica è una tecnica efficace per la rilevazione e la risoluzione precoce dei problemi, che ha indubbiamente un impatto positivo sui risultati dell'azienda.</p>	
<p><b>Parole chiave:</b> analisi del sentimento, analisi dell'opinione, impresa tecnologica, efficienza, gestione, linguistica informatica.</p>	

## Índice

1. Introducción .....	3
2. Objetivos .....	4
2.1 Objetivo general.....	4
2.2 Objetivos específicos .....	4
3. Metodología del trabajo .....	4
4. Estado de la cuestión.....	5
4.1 Definiciones.....	5
4.2. Antecedentes.....	6
4.3 Características y enfoques .....	9
4.3.1 Características .....	9
4.3.2 Enfoques.....	10
4.4 Aplicaciones.....	13
4.5 Problemas y limitaciones .....	14
5. Caso de estudio. La eficacia del análisis de sentimientos en la empresa Dell Technologies Inc. .....	15
5.1 Objetivo del caso de estudio .....	16
5.2 Fecha .....	16
5.3 Diseño metodológico.....	16
5.4 Desarrollo el caso de estudio.....	16
5.5 Resultados del análisis de datos .....	17
5.5.1 Análisis de datos obtenidos de la entrevista .....	17
5.5.2 Análisis de satisfacción obtenido de datos estadísticos .....	20
5.6 Síntesis del análisis de datos .....	21
5.6.1 Síntesis de la entrevista.....	21
5.6.2 Síntesis de los datos estadísticos .....	23
5.7 Discusión de resultados.....	24
6. Resumen, conclusiones y trabajo futuro.....	25
Bibliografía .....	26

## **Agradecimientos**

En primer lugar quisiera agradecer a Ana María Fernández-Pampillón Cesteros su valiosa orientación en la realización del presente trabajo de Fin de Grado, y por ser quien me motivó al estudio de la Lingüística Computacional logrando que me apasionara por este campo de la Lingüística.

En segundo lugar, agradecer a la empresa Dell Technologies Inc. por ser tan receptivos y brindarme la información requerida para la realización del presente trabajo de Fin de Grado.

En tercer lugar, a Sara Centeno Briceño y Maury D'Jesús Romero por sus valiosos consejos.

Por último, pero no menos importante, agradezco a mi familia su apoyo incondicional durante todos los años de estudios en España; me han acompañado y han sido el soporte que me ha permitido llegar a este punto del camino.

## 1. Introducción

La técnica de análisis de sentimientos se define como el campo de estudio que analiza las opiniones de las personas, sentimientos, evaluaciones, apreciaciones, actitudes y emociones sobre entidades tales como productos, servicios, organizaciones, individuos, cuestiones, eventos, tópicos y sus atributos según lo expresa Liu (2012).

El análisis de sentimientos constituye una de las aplicaciones de la Lingüística Computacional más activas actualmente y en la que las empresas están realizando una importante inversión económica por el impacto que tiene en su funcionamiento y obtención de beneficios el conocer la opinión de los clientes o potenciales clientes acerca de sus productos (Amarouche *et al.*, 2015).

Sin embargo, existen todavía importantes limitaciones que hacen necesario continuar con la investigación y desarrollo de sistemas de análisis de sentimientos con resultados mejores tanto en precisión como en cobertura. En la sección 4.5 se revisan las limitaciones y problemas más importantes que proviene, fundamentalmente, de la dificultad de tratar computacionalmente con la subjetividad (Liu, 2010).

En este sentido, este Trabajo de Fin de Grado se plantea la cuestión de la eficacia real del análisis de sentimientos: ¿hasta qué punto el análisis de sentimientos es, actualmente, eficaz en el mundo empresarial?

Para responder a esta cuestión, se ha llevado a cabo un estudio de caso precedido de una revisión del estado de la cuestión que ha servido de base para poder plantear y llevar a cabo dicho estudio. El caso seleccionado ha sido la empresa Dell Technologies Inc., una de las empresas líder a nivel mundial en el sector de las tecnologías, que está continuamente introduciendo nuevos productos en el mercado tecnológico y, por lo tanto, tiene una importante necesidad de saber si sus productos son bien acogidos por los clientes. Dell Technologies Inc. utiliza el análisis de sentimientos como herramienta para determinar la opinión sobre sus productos y sus servicios. Constituye, por lo tanto, un caso de estudio muy adecuado para obtener una primera respuesta a la pregunta planteada y para obtener, además, un conocimiento inicial profundo que pueda guiar futuras investigaciones a mayor escala que permitan responder de forma global a la cuestión que se plantea en este trabajo. En este punto se quiere agradecer toda la ayuda que Dell Technologies Inc. ha prestado, atendiendo a las entrevistas que se realizaron y poniendo a disposición datos e información sobre su aplicación software de análisis de sentimientos, el tipo de análisis que aplican, el tipo de corpus que utilizan y como emplean las respuestas.

El Trabajo de Fin de Grado (en adelante TFG) se ha organizado en seis secciones. En esta primera sección de Introducción se ha presentado el tema, la motivación y la cuestión de investigación del TFG. En la segunda sección se especifica el objetivo general y los objetivos específicos del trabajo. La sección tercera resume la metodología utilizada para llevar a cabo el TFG. La sección cuarta revisa el estado de la cuestión sobre la técnica de análisis de sentimientos, dividiéndola en las cinco subsecciones de definiciones, antecedentes, características y enfoques, aplicaciones y problemas y limitaciones. La sección quinta presenta con detalle el caso de estudio “Uso del análisis de sentimientos en la empresa Dell Technologies Inc.”. Finalmente, la sección sexta se dedica a las conclusiones y posible trabajo futuro.

## **2. Objetivos**

### **2.1 Objetivo general**

Conocer si es eficaz actualmente el análisis de sentimientos en el mundo empresarial mediante el estudio de un caso representativo de una empresa tecnológica de ámbito mundial.

### **2.2 Objetivos específicos**

- 1- Describir la técnica de análisis de sentimientos mediante sus definiciones, antecedentes, características y enfoques, aplicaciones, problemas y limitaciones.
- 2- Describir el uso del análisis de sentimientos en un caso de estudio concreto: cómo aplica la empresa Dell Technologies Inc. el análisis de sentimientos mediante el análisis de su corpus, herramientas y algoritmos.
- 3- Conocer el impacto del análisis de sentimientos como herramienta para la solución de problemas relacionados con el control de calidad de productos y servicios, atención al cliente y mercadeo analizando los datos obtenidos.

## **3. Metodología del trabajo**

La metodología utilizada en este trabajo tiene un enfoque cualitativo por estar basado en un caso de estudio que recoge y analiza la aplicación de la técnica de análisis de sentimientos en la empresa de tecnología Dell Technologies Inc. como herramienta para la solución de problemas relacionados con el control de calidad de productos y servicios, atención al cliente y mercadeo. Consta de cuatro etapas sucesivas. En la primera etapa se realizó una búsqueda exhaustiva de la bibliografía especializada sobre las definiciones, antecedentes, características y enfoques,

aplicaciones, problemas y limitaciones de la técnica de análisis de sentimientos para desarrollar el estado de la cuestión y saber plantear el caso de estudio.

En la segunda etapa se diseñó una entrevista por escrito dirigida a los profesionales que desarrollan la técnica de análisis de sentimientos en la empresa mencionada aplicada digitalmente (Anexo1). En esta entrevista se indagó sobre las siguientes cuestiones:

1- Información general sobre la empresa

2- Cultura organizacional

- Objetivos corporativos
- Misión
- Visión

3- Técnicas de análisis de sentimientos empleadas

- Tipo de técnica
- Tipo de herramientas
- Corpus
- Tipos de algoritmos
- Retroalimentación
- Uso de los resultados

En la tercera etapa, la información recogida de la etapa anterior fue organizada en tablas y gráficos para su análisis. En ellos se ilustran los resultados obtenidos por la empresa en la aplicación de análisis de sentimientos de la percepción del consumidor, en cuanto a la empresa de forma general y de su proceso de distribución y comercialización en particular.

Finalmente, en la cuarta etapa, del análisis anterior se obtuvo como síntesis una respuesta a la pregunta planteada en el TFG sobre si es eficaz el análisis de sentimientos en la empresa, o, de forma más específica qué aporta el análisis de sentimientos a la empresa.

## **4. Estado de la cuestión**

### **4.1 Definiciones**

El análisis de sentimientos es definido de forma diferente por diversos autores. En este sentido, Nasukawa y Yi (2003), lo definen como una técnica para detectar opiniones favorables y desfavorables hacia temas específicos (como las organizaciones y sus productos).

Liu (2012) define el análisis de sentimientos como el campo de estudio que analiza las opiniones de las personas, sentimientos, evaluaciones, apreciaciones, actitudes y emociones sobre entidades tales como productos, servicios, organizaciones, individuos, cuestiones, eventos, tópicos y sus atributos.

Recientemente, Tripathi y Naganna, en 2015, definen de forma más específica el análisis de sentimientos como el proceso de extraer, identificar, analizar y caracterizar los sentimientos u opiniones descritos en forma textual mediante técnicas de aprendizaje automático, procesamiento del lenguaje natural (PLN) o métodos estadísticos.

Como se puede observar en las definiciones citadas anteriormente, el concepto de análisis de sentimientos se ha ido precisando con el paso del tiempo desde una forma más general, como era la de solo detectar opiniones favorables o desfavorables, hasta una forma que especifica de forma precisa cómo es el proceso y qué aproximaciones se utilizan para realizar dicha tarea. En este sentido, las definiciones reflejan perfectamente la evolución del análisis de sentimientos.

#### **4.2. Antecedentes**

El campo de estudio del análisis de sentimientos o minería de opiniones se ha convertido en un área de investigación muy activa a partir del año 2000. Antes de dicho año, se habían realizado escasas investigaciones que no fueron concluyentes respecto a su eficacia. En las referencias bibliográficas sobre el tema se pueden encontrar diferentes denominaciones para referirse al análisis de sentimientos, tales como minería de opinión, minería de revisión, análisis de opinión de afectos, minería de sentimientos o análisis de emociones, entre otras (Liu, 2012).

Fueron Nasukawa y Yi en 2003 los que utilizaron por primera vez el término análisis de sentimientos en su trabajo sobre una técnica de extracción de sentimientos asociados con polaridades positivas o negativas (polaridad, también conocida como orientación, es la emoción expresada en la oración), para temas específicos de un documento, y el término minería de opiniones, apareció por primera vez publicado en las actas de la conferencia de la World Wide Web de 2003 por Dave *et al.* (2003), en las cuales se propone una herramienta para procesar conjuntos de resultados de búsqueda para un ítem específico, con el fin de obtener sus características y poder valorarlas positiva o negativamente.

Existe un debate acerca de la diferencia o similitud de los términos análisis de sentimientos y minería de opiniones ya que hay autores que los utilizan de forma intercambiable y otros que opinan que los dos conceptos no son equivalentes. La diferencia deriva del hecho de que el sentimiento se define como un estado afectivo del ánimo, mientras que la opinión se define como

una visión o juicio formado en la mente sobre un asunto en particular (Real Academia Española, 2001). En este trabajo no se entrará en esta controversia y se utilizará el término análisis de sentimientos de forma general.

Los primeros trabajos acerca la clasificación de sentimientos fueron llevados a cabo por Turney (2002), quien propuso un enfoque informático basado en “aprendizaje máquina no supervisado” que utilizaba la orientación semántica positiva o negativa de algunas palabras para ayudar a la clasificación de las revisiones textuales sobre un cierto producto basada en las opiniones que provocaba en los consumidores. De forma diferente, Pang *et al.* (2002), implementaron un conjunto de enfoques de “aprendizaje máquina supervisado” para la clasificación de las opiniones con el fin de maximizar la precisión de dicha clasificación. Se entiende por precisión el número de opiniones clasificadas correctamente en una clase (ej. opiniones positivas) dividido por el número total de opiniones clasificadas en esa clase.

En la figura 1, se resumen las técnicas de aprendizaje automático aplicadas a la clasificación de textos en diferentes clases de opinión.

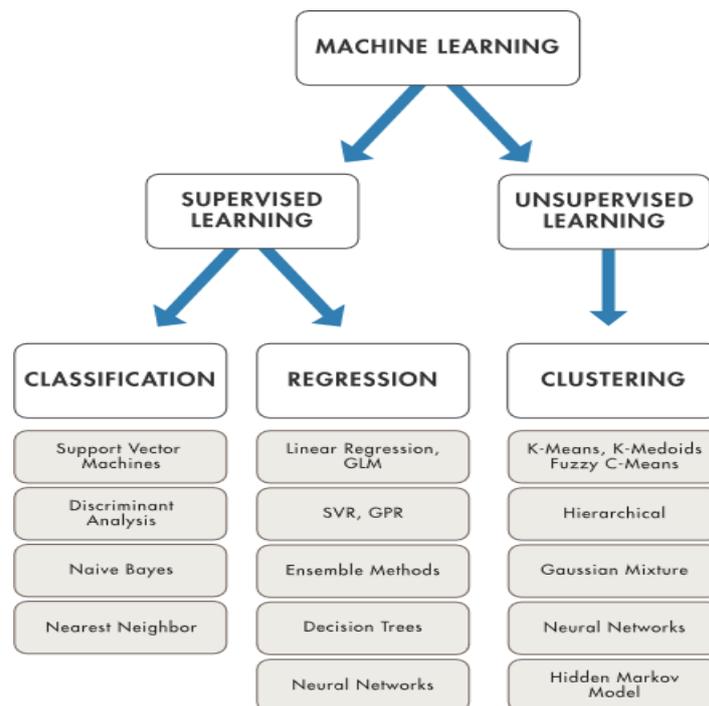


Figura 1. Técnicas de aprendizaje automático. Fuente: (Mathworks, n.d.) de la publicación : *A Machine Learning Framework for Sport Result Prediction.*

El aprendizaje supervisado se utiliza para realizar predicciones empleando un conjunto de textos de entrenamiento, creados y clasificados previamente de forma semiautomática. Basándose en estos conjuntos de textos el algoritmo de aprendizaje supervisado desarrolla un modelo (un

clasificador) capaz de realizar predicciones acerca del tipo de sentimiento u opinión expresado en los nuevos textos que se desean clasificar. El aprendizaje supervisado se compone de dos categorías de algoritmos: de clasificación y de regresión que difieren por el tipo de valores que utilizan para la clasificación. En el primer caso se utilizan valores categóricos (eg. positivo, negativo y neutro), y en el segundo caso, se utilizan valores continuos (eg. mediante números reales). Ejemplos de algoritmos de clasificación ampliamente utilizados son el clasificador Naïve Bayes, que es un clasificador probabilístico categórico fundamentado en una simplificación del teorema de Bayes, o los algoritmos de regresión, no categóricos o continuos, que aplican técnicas estadísticas de regresión lineal y no lineal (Jurafsky y Martin, 2017).

El aprendizaje no supervisado, por otro lado, no utiliza textos de entrenamiento previamente clasificados, sino que agrupa los textos por su similitud en clases que no están predefinidas. Este tipo de aprendizaje utiliza “algoritmos de agrupamiento” (clustering, en inglés), que tienen como objetivo intentar encontrar patrones de similitud en los textos y agruparlos por sus características comunes. Ejemplos de algoritmo de agrupamiento son el clasificador jerárquico y modelos de mezclas gaussianas (Liu, 2010).

Cualquiera de estos dos tipos de analizadores de opinión necesitan utilizar lo que se denominan lexicones “de opinión” como SentiWordNet que han tenido que ser etiquetados previamente de forma manual con un peso sobre su polaridad semántica (Baccianella *et al.*, 2010).

En las últimas dos décadas se ha desarrollado de forma significativa el campo del análisis de sentimientos o minería de opiniones como prueban los numerosos trabajos de investigación publicados con nuevas técnicas e ideas para mejorar la tarea del análisis de sentimientos. Sin embargo, es un campo que todavía necesita investigación y que sigue en continua evolución (Singh *et al.*, 2017).

Para ilustrar lo anteriormente dicho caben destacar algunos trabajos sobre el análisis de sentimientos relacionados con el desarrollo de las redes sociales como el de Asur y Huberman (2010), en el que se propone un nuevo procedimiento para calcular la polaridad de un corpus de mensajes de Twitter, con el propósito de averiguar si la taquilla de los próximos estrenos cinematográficos tendrá éxito o no. La idea es recoger automáticamente los mensajes publicados sobre una determinada película y asignar un peso positivo, negativo o neutro a determinadas palabras que expresan opinión o sentimiento. Posteriormente, para cada mensaje, se calcula su polaridad mediante la suma total de los pesos individuales de las palabras del texto del mensaje.

Así mismo, trabajos más recientes, como por ejemplo el de Kiritchenko *et al.* (2014), en el cual se describe un sistema de análisis de sentimientos de última generación que detecta el sentimiento de los mensajes de texto informales, en particular tweets y mensajes SMS, los evalúa y los clasifica. Esta tarea se lleva a cabo a través un sistema supervisado que se basa en un enfoque de aprendizaje automático empleando léxicos generados automáticamente usando tweets con hashtags y tweets con emoticonos precedentemente clasificados.

Estos ejemplos de trabajos son una muestra del tipo de estrategias, herramientas y recursos utilizados actualmente para el análisis automático de opinión.

### **4.3 Características y enfoques**

#### **4.3.1 Características**

El análisis de sentimientos es una técnica que se basa en un sistema básico de análisis que sirve para la realización de sistemas más complejos y personalizados en función del tipo de análisis a realizar. Este sistema básico ejecuta tres tareas principales que se aplican a un texto determinado: en primer lugar la identificación del sentimiento expresado en el documento considerado, en segunda instancia, la identificación del poseedor del sentimiento y a la entidad sobre la cual se expresa el sentimiento y por último, la identificación de la polaridad del sentimiento basándose en una escala definida previamente.

El sistema básico de análisis de sentimientos se aplica a tres niveles diferentes: nivel de texto, de oración y de aspecto. El nivel de texto, se refiere a la clasificación como positiva o negativa del texto completo (Pang *et al.* 2002 ; Turney 2002). El nivel de la oración tiene como propósito el análisis de cada frase con el fin de decretar y clasificar su opinión como positiva, negativa o neutra (Riloff, 2003), y por último el nivel de aspecto, busca identificar el propósito de la opinión (Hu y Liu, 2004).

Gran parte del trabajo actual se centra en la clasificación de sentimientos a nivel de texto. Un ejemplo es el trabajo de Wan (2009), en el cual el autor utilizó los lexicones de sentimientos en inglés para realizar la clasificación de las reseñas chinas usando un enfoque basado en el léxico para clasificar cada versión traducida al inglés. Para la clasificación final de cada revisión, combinó las puntuaciones de las diferentes versiones traducidas utilizando varios métodos estadísticos de conjunto (promedio máximo, promedio ponderado, votación, etc.) que resultaron ser efectivos.

La clasificación a nivel de oración se ocupa de identificar el sentimiento expresado en cada oración. Sin embargo, como no existe una diferencia fundamental entre las clasificaciones a nivel de texto y a nivel de oración, porque las oraciones pueden considerarse textos cortos, se aplican las mismas técnicas que a nivel de texto pero con una diferencia que es la que justifica la división de estos dos niveles. Una oración habitualmente contiene, en la mayoría de los casos, una sola opinión, mientras que un texto suele contener múltiples opiniones. Un ejemplo de clasificación a nivel de oración se puede apreciar en el trabajo de Davidov *et al.*, (2010), en el cual se estudió la clasificación de sentimientos de las publicaciones de Twitter considerando que cada tweet es básicamente una sola frase. En este trabajo, los autores adoptaron un enfoque de aprendizaje supervisado utilizando hashtags, emoticonos, y sus patrones frecuentes llegando a la obtención de un buen resultado en sus clasificaciones.

En el nivel de aspecto (o de características), se busca identificar los aspectos relacionados con la entidad de estudio (ej. Entidad: hotel. Aspectos: limpieza, personal, etc.) y en determinar si se ha expresado opinión o no sobre ellos y señalar si dicha opinión es positiva, negativa o neutra.(Zafra, 2013). Se han encontrados escasos trabajos relacionados con el nivel de aspecto; sin embargo, se pueden apreciar ejemplos de trabajos como el de Boiy y Moens en 2008, en el cual explican que para determinar la polaridad de un aspecto de una opinión la clave se encuentra en determinar correctamente las palabras que se han usado en la oración para hablar de ese aspecto. Para llevar a cabo esta tarea se han utilizado métodos basados en analizadores de dependencias (Pérez-Coutiño *et al.*, 2006).

#### **4.3.2 Enfoques**

La tarea de análisis de sentimientos consta de dos enfoques diferentes denominados respectivamente aproximaciones semánticas y técnicas de aprendizaje máquina (Turney *et al.*, 2002).

Con respecto a las aproximaciones semánticas, las características que destacan son el uso de lexicones o diccionarios de términos combinados con orientación semántica de polaridad. Estas aproximaciones se caracterizan por el procesamiento de un texto y la posterior segmentación en palabras, incluyendo una revisión con el fin de eliminar las palabras gramaticales, y una normalización lingüística por lematización. Sucesivamente se verifica la aparición de los términos del lexicon con el objetivo de asignar el valor de la polaridad del texto mediante la suma de los valores de polaridad de los términos lematizados que lo componen. Un trabajo ilustrativo es el de Turney en 2002, en el que propone un método no supervisado con el propósito de clasificar las revisiones de cuatro dominios diferentes (reseñas de automóviles, bancos, películas y destinos de

viaje), dividiéndolas en recomendadas y no recomendadas, utilizando un pulgar arriba o un pulgar abajo. Para obtener la orientación semántica media de las revisiones utiliza la medida de asociación Punto de Información Mutua (PIM): la orientación semántica de una frase dada se calcula comparando su similitud con una palabra de referencia positiva ("excelente") con su similitud con una palabra de referencia negativa ("pobre"). La precisión media alcanzada es de 74% en 410 revisiones. Más tarde, Turney y Littman (2003) mejoraron el trabajo presentando un enfoque para averiguar la orientación semántica de un texto calculando su asociación estadística con un conjunto de palabras positivas y negativas utilizando PIM y LSA.

De forma totalmente diferente, las técnicas de aprendizaje máquina están basadas en estadísticas y suelen utilizar un algoritmo de aprendizaje supervisado para crear un clasificador de sentimientos a partir de un entrenamiento con una colección de textos anotados con su polaridad. La representación de cada texto se realiza a través de una bolsa de palabras, enfoque utilizado en Lingüística Computacional para representar un texto como el conjunto de palabras que aparecen en él. Este tipo de representaciones permite calcular similitudes semánticas entre textos y, en base a estas similitudes, los algoritmos de aprendizaje máquina utilizan diferentes estrategias para clasificarlos. Entre los algoritmos más utilizados están los basados en “máquinas de vectores de soporte” (SVM por su siglas en inglés), el cálculo de probabilidades de “Naïve Bayes”, y el cálculo de los “k-vecinos más parecidos” (KNN por su siglas en inglés). Recientemente, se han utilizado otras técnicas más avanzadas tales como Análisis de la Semántica Latente (LSA por su sigla en inglés), que permite cuantificar la similitud del significado entre piezas textuales pertenecientes a un mismo dominio de conocimiento. Un ejemplo del uso de algoritmos de aprendizaje máquina, es el trabajo realizado por Dey *et al.* en 2016, en el que se propone un estudio para comparar algoritmos de clasificación de sentimientos en términos de exactitud, precisión y cobertura. En dicho trabajo se comparan dos algoritmos de aprendizaje automático supervisado, en concreto, Naïve Bayes y KNN para la clasificación de sentimientos de las críticas de cine y de hoteles. Los resultados mostraron que las críticas de cine evaluadas con el enfoque de Naïve Bayes alcanzaron una precisión superior al 80% y un rendimiento superior al enfoque k-NN, mientras que para la revisiones de los hoteles se alcanzó una precisión mucho más baja en ambos. Con este estudio se concluyó que el clasificador de Naïve Bayes puede ser utilizado con éxito para analizar las críticas de cine.

Al encontrarse frente a estos enfoques diferentes, el semántico y el basado en aprendizaje máquina o estadístico, surge la duda sobre cuál de los dos tiene más ventajas o cuándo es más conveniente uno u otro. Ambos enfoques tienen ventajas y desventajas. Los enfoques semánticos frente a los

enfoques basados en aprendizaje automático tienen la ventaja de que al aparecer errores durante el análisis, es relativamente más simple corregirlos, y también es sencillo poder insertar nuevos conocimientos. Este proceso se realiza revisando el lexicón e insertando nuevos términos para poder mejorar la precisión. Desde este punto de vista, las técnicas basadas en aprendizaje automático, no resultan tener esa facilidad a la hora de corregir errores e insertar nuevos conocimientos debido a que se basan en una colección de textos de entrenamiento cuya única modificación posible es ampliarla y volver a entrenar el clasificador. En este proceso, la ampliación de la colección exige una considerable inversión de tiempo y esfuerzo.

Por otro lado, los enfoques basados en aprendizaje automático tienen la ventaja, frente a los enfoques semánticos, de estar basados en algoritmos automáticos, por eso, construir un analizador de sentimientos a partir de textos etiquetados de entrenamiento es rápido y no requiere esfuerzo puesto que la tarea de crear el clasificador reside en el algoritmo de aprendizaje máquina. El esfuerzo se realiza al principio, en la creación de la colección de textos de entrenamiento. Por el contrario, en las aproximaciones semánticas se necesita crear un lexicón para un dominio específico e ir ajustándolo manualmente mediante múltiples pruebas hasta lograr los resultados de precisión y cobertura deseados.

A día de hoy existen diferentes herramientas que se han desarrollado y han tenido éxito en el campo de análisis de sentimientos, y otras que todavía se siguen desarrollando (Singh *at al.*, 2017). Así mismo, las empresas que utilizan dicha técnica, suelen utilizar herramientas existentes o intentan desarrollar herramientas propias. Ejemplos de herramientas existentes son Lingmotif, una aplicación multi-plataforma que a partir de un texto o conjuntos de textos determina la orientación de los mismos, y Opinion Finder, un sistema que procesa documentos e identifica automáticamente oraciones subjetivas así como varios aspectos de la subjetividad dentro de las oraciones.

Existen también herramientas que se han desarrollado para realizar análisis específicos, como por ejemplo las que se utilizan para analizar la red social Twitter. Unos ejemplos son: Twitter Sentiment, Twitterfeel, Twendz, herramientas creadas con el fin de descubrir las opiniones positivas y negativas sobre un producto o marca a través de los comentarios de la red social Twitter.

Resumiendo lo anteriormente expuesto se puede observar que es complicado definir cuáles son las características generales de los analizadores de sentimientos debido al hecho de que se aplica en diferentes campos y se utilizan diferentes técnicas; sin embargo, se puede decir que la

característica común de todos ellos es que funcionan razonablemente bien en la clasificación de sentimientos para dominios específicos.

#### 4.4 Aplicaciones

Las aplicaciones del análisis de sentimientos se han extendido a diferentes dominios, desde productos de consumo, servicios, asistencia sanitaria y servicios financieros hasta eventos sociales y elecciones políticas (Boullier y Lohard, 2012). En la figura 2 se muestran ejemplos de las aplicaciones en diferentes áreas del análisis de sentimientos.

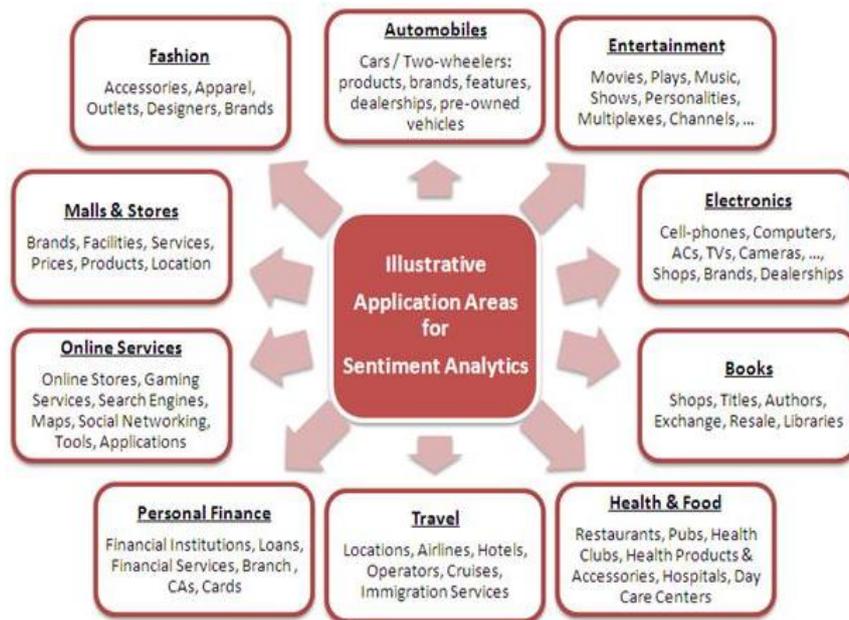


Figura 2. Aplicaciones del análisis de sentimientos. Fuente: D. Boullier y A. Lohard, 2012

Algunos ejemplos relevantes de aplicaciones del análisis de sentimientos en ámbitos en los cuales los comentarios, opiniones, sugerencias de las personas se utilizaron para mejorar un servicio o producto, opiniones sobre los candidatos a un determinado cargo, cuestiones políticas u opiniones relativas a reseñas de libros, han sido:

- analizador de sentimiento para predecir el servicio de ventas (Liu, 2010);
- predicción de resultados en elecciones políticas a partir de análisis sentimientos en la red social Twitter (Tumasjan *et al.* en 2010);
- en Yano y Smith (2010), se reportó un método para predecir los volúmenes de comentarios de los blogs políticos;
- Mohammad (2011) presenta cómo el análisis de sentimientos se utilizó con el objetivo de rastrear las emociones de los lectores de novelas y cuentos de hadas, y, finalmente,

- e) en Sakunkoo y Sakunkoo (2009) se estudiaron las influencias sociales en las reseñas de libros en línea.

Existen también aplicaciones del análisis de sentimientos en áreas nuevas como la “tecnología de subcomponentes”. En este caso el análisis de sentimientos se utiliza como un subcomponente de otros sistemas, como los sistemas de recomendación, para ayudar a decidir cuándo no recomendar productos que reciben mucha retroalimentación negativa. Este es un tema de interés para muchas corporaciones como por ejemplo Microsoft y Google que han incluido esta línea de trabajo en sus investigaciones con el objetivo de obtener información valiosa sobre cómo se siente las personas acerca de cualquiera de sus marcas, productos o servicios (Liu, 2012).

#### **4.5 Problemas y limitaciones**

Al ser el análisis de sentimientos un campo de estudio relativamente reciente, todavía presenta varios problemas y limitaciones que no permiten que la precisión de los resultados alcance el 100%. El rango de precisión de los sistemas actuales es, aproximadamente, de un 70% lo cual puede considerarse como satisfactorio, pero no muy satisfactorio (Li, 2015). Entre estos problemas destacan:

(a) La dificultad para establecer una escala objetiva para describir la polaridad de sentimientos y opiniones. Las dificultades están fundamentalmente en que: no todas las palabras tienen un significado preciso por lo que puede resultar difícil clasificarlos como totalmente positivos o negativos; y, en que para establecer objetivamente la polaridad a nivel léxico es necesario resolver cómo calcularla en los distintos niveles del texto: frase, párrafo, sección, etc. (Liu, 2010).

(b) La dificultad de detectar opiniones explícitas e implícitas. Por opinión explícita se entiende una afirmación subjetiva que da una opinión simple o comparativa utilizando una o varias palabras que indican esa opinión, por ejemplo, en la frase "La Coca-Cola tiene un buen sabor" y "La Coca-Cola sabe mejor que la Pepsi". Por opinión implícita se entiende una opinión que una persona no expresa de forma directa, sino sugerida. El lector habrá de saber leer entre líneas y captar la información que no ha sido dada explícitamente en el texto, por ejemplo, "Compré el colchón hace una semana, y se ha formado un valle". En este caso no se dice explícitamente que el colchón se ha estropeado aunque un lector humano sabe, normalmente, captarlo. Claramente las opiniones explícitas son más fáciles de detectar y clasificar que las opiniones implícitas por lo que son, actualmente, las que se pueden abordar con razonable éxito (Liu, 2010).

(c) La importancia del contexto de palabra para determinar su significado, en particular, son especialmente sensibles los adjetivos, los cuales pueden tener diferentes polaridades dependiendo

del contexto. Por ejemplo, la palabra “decepcionado”, analizada por una herramienta de detección de sentimientos que no considera el contexto, sería clasificada con connotación negativa, pero en una frase como “No me has decepcionado”, “decepcionado” tendría que clasificarse como positivo. Un problema similar se encuentra a la hora de detectar sarcasmo, ironía, negaciones, bromas y exageraciones (Carvalho *et al.*, 2009).

(d) Destacar la subjetividad. Una oración subjetiva expresa sentimientos o creencias personales, y se puede producir en diferentes formas, por ejemplo, opiniones, alegaciones, deseos, creencias, sospechas y especulaciones, por eso es difícil clasificar los sentimientos de las personas del mismo modo debido al hecho de que no siempre se puede detectar una opinión positiva o negativa (Liu, 2010).

(e) Evaluar la intensidad de las opiniones. En un foro, por ejemplo, la intensidad de opinión puede cambiar a medida que la discusión se desarrolla, es decir, los argumentos utilizados durante la discusión son lo suficientemente fuertes como para cambiar la fuerza de las opiniones. Para resolver este problema se ha desarrollado una herramienta denominada SentiWordNet, un recurso léxico para apoyar la clasificación de sentimientos y las aplicaciones de minería de opinión (Pang y Lee, 2008).

(f) La aparición, en una misma frase, de una opinión o sentimiento positivo y otro negativo. Detectar ambas opiniones es un reto bastante complicado para el análisis de sentimientos pero se dispone de algunas técnicas específicas como el resumen comparativo de opiniones contrastadas (COS por su sigla en inglés) que extrae frases comparables de cada conjunto de opiniones y generar una síntesis comparativa con los pares de frases contrastadas (Kim y Zhai, 2009).

En definitiva, estos son algunos de los retos del análisis de sentimientos. Son las razones por las cuales las herramientas actuales no logran trabajar con una precisión del 100%.

## **5. Caso de estudio. La eficacia del análisis de sentimientos en la empresa Dell Technologies Inc.**

Dell Technologies Inc. es una empresa global líder en tecnología de la información con sede corporativa global en Round Rock, Texas. Es la compañía de tecnología de capital privado más grande del mundo y ofrece una amplia gama de productos y servicios. El propósito de la empresa es crear tecnologías que impulsen el progreso humano y su visión es convertirse en la empresa de infraestructura esencial, no sólo para las aplicaciones actuales, sino también para las que se desarrollaran en futuro. En este sentido, su objetivo es proporcionar la infraestructura esencial

para el negocio digital y la innovación de la tecnología de la información (TI) a través de empresas aliadas estratégicamente que comparten el mismo objetivo. Dell Technologies Inc. fue incorporada en el estado de Delaware en 1984 y construyó su reputación escuchando a sus clientes y desarrollando soluciones que satisfacen sus necesidades. Hace unos años, Dell Technologies Inc. inició una amplia transformación para convertirse en un proveedor de soluciones tecnológicas integrales para empresas y corporaciones, haciendo hincapié en la escalabilidad de sus soluciones empresariales, que incluyen servidores, redes y almacenamiento, así como servicios y capacidades de software. Para complementar su nueva estrategia, desde 2011, Dell adquirió más de doce empresas y amplió sustancialmente su cartera de soluciones empresariales, servicios y capacidades de software. El 12 de octubre de 2015, Dell Technologies Inc. anunció su intención de adquirir la empresa de software empresarial y almacenamiento digital EMC Corporation en una transacción de 67.000 millones de dólares. Fue calificado como la "adquisición de tecnología de mayor valor en la historia". Como resultado de esta fusión, se formó Dell Technologies Inc.

### **5.1 Objetivo del caso de estudio**

El objetivo del caso de estudio es, en consonancia con el objetivo del TFG, conocer en profundidad en qué medida ayuda a la empresa Dell Technologies Inc. el análisis de sentimientos.

Los objetivos específicos del caso de estudio son conocer las técnicas de análisis de sentimientos que utilizan, las herramientas informáticas, los corpus, los algoritmos, y el uso de los resultados.

### **5.2 Fecha**

El estudio se inició en el mes de diciembre de 2017 y se concluyó en mayo de 2018.

### **5.3 Diseño metodológico**

El estudio se planificó en cuatro etapas:

1. Entrevista inicial por videoconferencia (Skype)
2. Entrevista detallada por correo electrónico
3. Obtención de datos de análisis
4. Análisis y síntesis de los datos obtenidos

### **5.4 Desarrollo el caso de estudio**

La primera etapa consistió en un primer contacto con la empresa a través de una videoconferencia (Skype) con la finalidad de obtener la autorización para iniciar el estudio.

En la segunda etapa se diseñó una entrevista conformada por preguntas abiertas que englobaron ideas específicas sobre los temas tratados y se realizó a través del correo electrónico el cual fue contestado por el jefe del departamento de asistencia al cliente. (Anexo1)

En la tercera etapa se realizó la recolección de datos reales: cifras y porcentajes obtenidas de la aplicación del análisis de sentimientos. La empresa proporcionó datos recogidos de las opiniones de los clientes en cuanto a la satisfacción de productos y servicios relativos a los dominios de envío/entrega, productos/soluciones, soporte técnico, página web, consultoría, instalación, socio/revendedor y relación de cuentas los cuales se obtuvieron a través de información estadística proporcionada por la empresa sobre problemas relacionados con el control de calidad de productos y servicios, atención al cliente y mercadeo. Dichos datos fueron organizados en un gráfico y expresados en porcentajes con la finalidad de ilustrar las opiniones recogidas en el análisis de sentimientos realizado por la empresa como control semestral.

En la cuarta y última etapa se llevó a cabo un análisis y síntesis de los datos obtenidos.

## 5.5 Resultados del análisis de datos

### 5.5.1 Análisis de datos obtenidos de la entrevista

Para complementar el análisis de los datos obtenidos en la entrevista se realizó la agrupación de las ideas interconectadas a lo largo de ésta, como se muestra en la tabla 1, extrayendo las estrategias y objetivos aplicadas por la empresa en la columna “Resumen de ideas”.

Preguntas	Ideas	Resumen de ideas
1.¿Cuál es la cultura organizacional de la empresa, visión, misión y objetivo corporativos?	<p><b>Idea 1</b></p> <p><b>Idea 2</b></p> <p><b>Idea 3</b></p>	<p>Proporcionan estructura digital.</p> <p>Crean tecnología.</p> <p>Satisfacen las necesidades de los clientes.</p>
2-Información general sobre la empresa	<p><b>Idea 3</b></p>	<p>Satisfacen las necesidades de los clientes.</p>
3-¿Por qué se utiliza el análisis de sentimientos en vuestra empresa?	<p><b>Idea 4</b></p> <p><b>Idea 5</b></p>	<p>Utilizan medios sociales para analizar.</p> <p>Utilizan PLN.</p>

<p>4-¿Habéis desarrollado vuestra propia herramienta para el análisis de sentimientos o estáis utilizando una ya existente?</p>	<p><b>Idea 4</b> <b>Idea 5</b> <b>Idea6</b></p>	<p>Utilizan medios sociales para analizar. Utilizan PLN. Traducción de datos para la toma de decisiones.</p>
<p>5-¿Cómo realizáis el análisis?</p>	<p><b>Idea 7</b> <b>Idea 3</b></p>	<p>Utilizan un motor de búsqueda y una escala métrica. Satisfacen las necesidades de los clientes.</p>
<p>6-¿Qué corpus de formación utilizáis y cómo recopiláis los comentarios?</p>	<p><b>Idea 3</b> <b>Idea 4</b> <b>Idea 8</b> <b>Idea 9</b></p>	<p>Satisfacen las necesidades de los clientes. Utilizan medios sociales para analizar. Obtienen datos para la resolución de problemas . Estiman la retroalimentación y la distribuye en la organización.</p>
<p>7-¿Qué tipo de herramientas software usáis?</p>	<p><b>Idea 5</b></p>	<p>Utilizan PLN.</p>
<p>8-¿Qué uso hacéis de los resultados?</p>	<p><b>Idea 3</b> <b>Idea 9</b></p>	<p>Satisfacen las necesidades de los clientes. Estiman la retroalimentación y la distribuye en la organización.</p>

*Tabla 1. Agrupación de las ideas proporcionadas por la entrevista a la empresa Dell Technologies Inc.*

Para ilustrar la tabla anteriormente presentada se realizó el gráfico 1 con el fin de resaltar las nueve ideas recogidas en la entrevista.

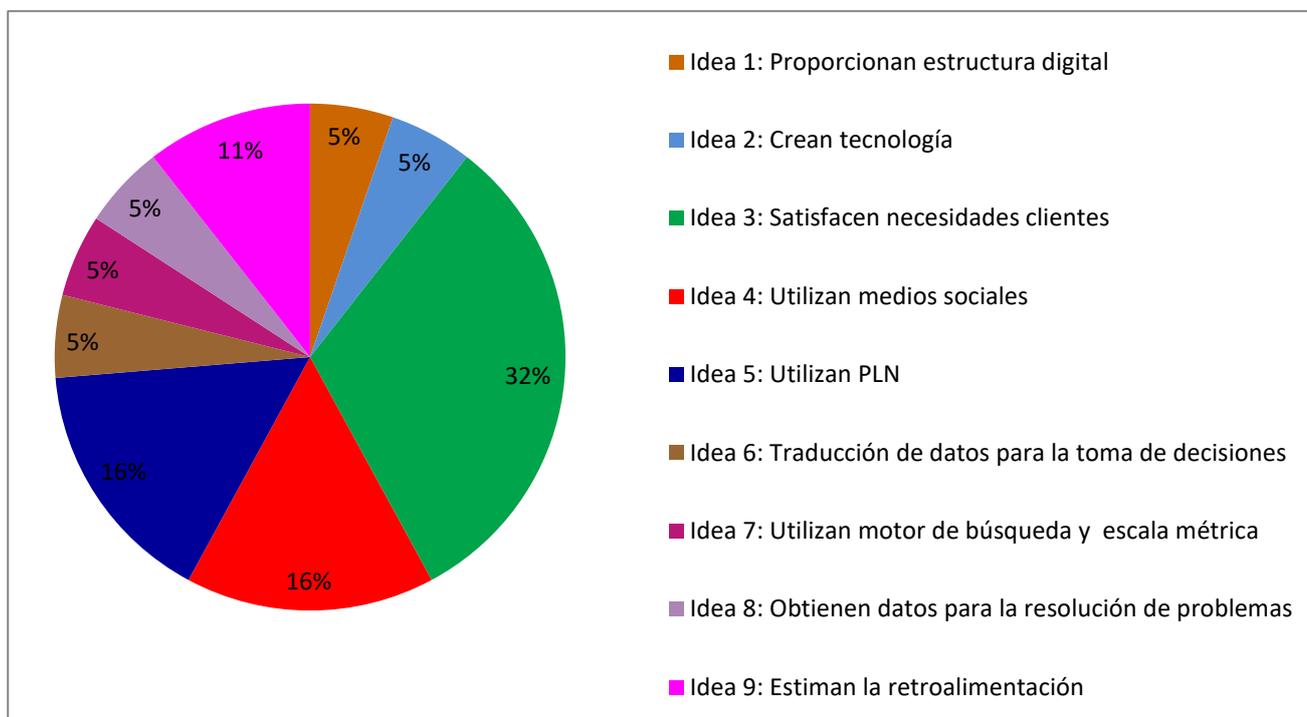


Gráfico 1. Frecuencia ideas más relevantes de la entrevista

En el gráfico 1 se puede observar que la idea 3 (**Satisfacen las necesidades de los clientes**) es la que prevalece (32%) eso significa que uno de los objetivos principales de la empresa Dell Technologies Inc. es satisfacer las necesidades de sus clientes. Otros resultados relevantes se pueden apreciar en la idea 4 (**Utilizan medios sociales para analizar**) (16%) y en la idea 5 (**Utilizan PLN**) con el mismo porcentaje; ambas ideas están relacionadas con las aplicaciones de la empresa, es decir, que para llevar a cabo el análisis de sentimientos, Dell Technologies Inc. utiliza PNL y se sirve de las redes sociales para monitorear las opiniones de sus clientes. Aunque la idea 9 (**Estiman la retroalimentación y la distribuye en la organización**) tenga un porcentaje menor (11%), cabe destacar su relación con la idea 3 (**Satisfacen las necesidades de los clientes**), la que tiene mayor porcentaje, debido a que también tiene como fin mejorar las necesidades de los clientes en este caso específico a través de la retroalimentación. Las ideas restantes tienen un porcentaje del 5% cada una y están todas relacionadas con el tema de la tecnología, es decir, que los objetivos de Dell Technologies Inc. son crear tecnología, proporcionar una estructura digital y establecer métodos para llevar a cabo dichas tareas.

### 5.5.2 Análisis de satisfacción obtenido de datos estadísticos

Dell Technologies Inc. utiliza el análisis de sentimientos para analizar dominios específicos como envío/entrega, productos/soluciones, soporte técnico, página web, consultoría, instalación, socio/revendedor y relación de cuentas. Se lleva a cabo un análisis semestral con el fin de detectar eventuales cambios en la satisfacción analizando los puntos de vista de más de 30.000 clientes como promedio. La medición se lleva a cabo utilizando una escala métrica que divide y etiqueta aquellos que facilitan una opinión dependiendo de la puntuación que hayan dado. Dichas etiquetas son:

- Promotores: clientes leales y entusiastas que siguen comprando y empujan sus amigos/familiares en hacer lo mismo. ( rango de 9 a 10 ).
- Pasivos: clientes satisfechos pero menos entusiastas que pueden ser fácilmente atraídos por la competencia.( rango de 7 a 8 ).
- Detractores: clientes insatisfechos atrapados en una mala relación por contrato, falta de alternativas, inercia, necesidad de comprar a otro postor u otras razones. (rango de 6 o menos).

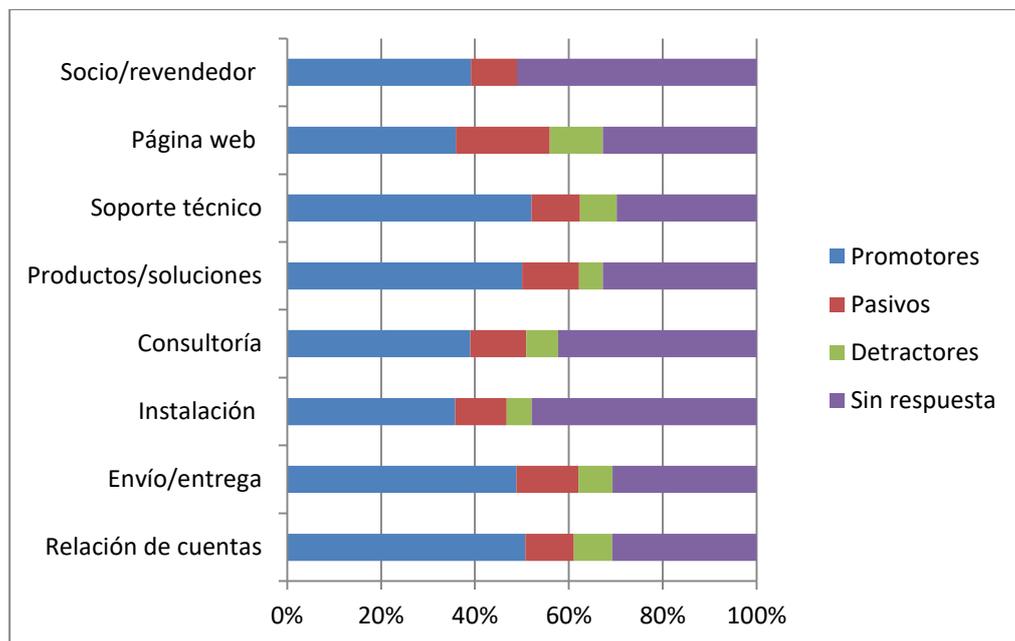


Gráfico 2. Resultados de análisis de opinión en algunos ámbitos de Dell Technologies Inc.

Analizando los datos proporcionados en el gráfico 2 se puede observar que el promedio de valoraciones positivas es de un 66,25%, en comparación con el promedio de las valoraciones negativas 6,37% que resultan ser consistentes en el ámbito de la instalación y la consultoría. Así mismo, se puede observar que el promedio de los clientes que se abstuvieron de comentar

representen un 37,37%. Observando el gráfico se puede apreciar que el dominio mejor valorado por los clientes fue el de socio/revendedor, debido a que no se observan detractores. Además, los dominios soporte técnico, productos/soluciones, envío/entrega y relación de cuentas fueron valorados positivamente lo que demuestra la respuestas positivas de los clientes hacia control de calidad de productos y servicios, atención al cliente y mercadeo de la empresa. Los dominios apreciados en forma negativa se inclinan hacia la instalación y la consultoría debido a que obtuvieron el menor porcentaje de positividad en relación con otros dominios.

## **5.6 Síntesis del análisis de datos**

### **5.6.1 Síntesis de la entrevista**

En el Anexo 1, se muestra en una tabla, la entrevista y el análisis cualitativo realizado. En base a ellos se ha realizado la síntesis que se presenta a continuación.

La empresa Dell Technologies Inc. utiliza el análisis predictivo para obtener información, es decir, para interpretar los datos que se obtienen de las redes sociales. Estos datos son básicamente de tipo textual. Para ello se utilizan una serie de herramientas PLN capaces de traducir los datos textuales (el texto no estructurado) a información significativa y valiosa para la toma de decisiones. Para poder cuantificar adecuadamente esta información, Dell Technologies Inc. ha creado la métrica denominada Social Net Advocacy (SNA), que está pendiente de patente (Honeycutt, 2009).

Para calcular el SNA respecto de su marca, Dell Technologies Inc. incluye la medición de más de 150 temas o categorías que representan los diversos aspectos del negocio entre las que se pueden citar: productos, servicios, mercadeo, soporte al cliente. Cada una de las conversaciones o mensajes que se generan en las redes sociales influyen de forma inmediata en la percepción de la marca y, por lo tanto, afecta a su imagen y promoción general. Por ello, el sistema de análisis de sentimientos es dinámico, es decir, se alimenta continuamente con estos mensajes en tiempo casi real, generando respuestas en ciclos de tiempo cortos. Esto significa que la organización puede conectarse rápidamente con un cliente y ofrecerle soluciones a los problemas detectados evitando que se genere una “ola de insatisfacción” que es más difícil de controlar y de corregir.

La opinión de los clientes derivada del programa SNA es distribuida por toda la empresa, desde departamentos como atención al cliente y control de calidad hasta marketing hasta los de desarrollo de productos. El análisis y la medición en tiempo casi real de los datos sociales han permitido, a Dell Technologies Inc., sofocar proactivamente cualquier inquietud del público antes de que se conviertan en problemas potencialmente mayores.

Dell Technologies Inc. utiliza técnicas estadísticas de aprendizaje máquina y una aproximación lingüística de tipo simbólico basado en reglas. En concreto, la empresa utiliza un motor de PLN patentado por ellos que está basado en reglas y diccionarios para, (1), segmentar y analizar el texto de los comentarios de los clientes, y, (2), para calificarlo en una escala de sentimiento de 10 puntos. Los datos de las redes sociales se recopilan, analizan y clasifican según el sentimiento, y la clasificación queda especificada en la escala SNA de Dell.

Los tipos de herramientas software utilizadas por Dell Technologies Inc. para recolectar opiniones de los consumidores con el fin de poder llevar a cabo el análisis de sentimientos son: Radian6, Custom Radian6 Dashboards, Bazaar Voice, Salesforce.com, Pivotal Big Data Suite y un modelo predictivo de desarrollo propio implementado con tecnología Hadoop y herramientas como el lenguaje de programación R, cuyas características se resumen en las siguientes tablas.

Herramientas software	Tipo de herramientas	Para qué sirve	Qué permite hacer
Radian6	Herramienta de seguimiento de la marca en redes sociales.	Monitorización y análisis de medios sociales.	Configurar múltiples usuarios y asignarles niveles predefinidos de acceso y capacidad de gestión de equipos.
Dashboards	Herramienta de gestión empresarial.	Toma de decisiones que optimicen la estrategia de una empresa.	Interfaz donde el usuario puede administrar un equipo y/o software.
Bazaar Voice	Herramientas de marketing para entender la voz del consumidor.	Los clientes de las tiendas en línea pueden evaluar y recomendar productos.	Los clientes pueden capturar, gestionar y mostrar contenido generado por los consumidores en línea, incluyendo valoraciones y reseñas, fotos, preguntas y respuestas, vídeos entre otras.
Salesforce.com	Plataforma de gestión de relación con los clientes.	Aplicaciones basadas en la nube para ventas, marketing servicio, y otras áreas.	Ampliar la capacidad para vender, ofrecer servicios y promocionar sus productos con ayuda de las aplicaciones.

Pivotal Big Data Suite	Herramienta que ayuda a acelerar la transformación digital.	Transformar la forma en que las personas construyen un software.	Gestione los datos con rapidez, escala y transparencia, descubrir información profunda de los datos que puede transformar el negocio.
------------------------	---	--	---

*Tabla 2. Herramientas software utilizados por Dell Technologies Inc.*

Herramienta	Qué es	Qué permite hacer	Sistema operativo
Hadoop	Entorno de trabajo en la nube que soporta aplicaciones distribuidas bajo una licencia libre.	Permite a las aplicaciones trabajar con miles de nodos y peta bytes de datos.	Multiplataforma.
Lenguaje de programación R	Es un entorno y lenguaje de programación con un enfoque al análisis estadístico.	Proporciona un amplio abanico de herramientas estadísticas y gráficas, que permite que los usuarios lo extiendan definiendo sus propias funciones.	Multiplataforma.

*Tabla 3. Herramientas para desarrollar el modelo predictivo de sentimientos*

Resumiendo, se aprecia que el objetivo principal de la empresa Dell Technologies Inc. es satisfacer las necesidades de sus clientes. Para ello, la empresa utiliza diferentes herramientas de software y se sirve de las redes sociales para monitorizar las opiniones de sus clientes y mejorar la opinión de sus clientes a través de la retroalimentación. Por último, otros objetivos importantes de la empresa Dell Technologies Inc. son crear tecnología, proporcionar una estructura digital y establecer métodos para llevar a cabo dichas tareas.

### **5.6.2 Síntesis de los datos estadísticos**

En el Anexo 2 se muestran los datos estadísticos facilitados por parte de la empresa Dell Technologies Inc., que muestran el resultado de la aplicación del análisis de sentimientos a dominios específicos como envío/entrega, productos/soluciones, soporte técnico, sitio web, consultoría, instalación, socio/revendedor y relación de cuentas, utilizando la métrica SNA con el fin de analizar datos dinámicamente para detectar problemas. Dell Technologies Inc. se plantea la pregunta: ¿Cuánto de probable es que recomiende Dell? Y de ahí es donde empieza la búsqueda

de opiniones con el fin de mejorar la relación entre cliente y empresa. El análisis de sentimientos semestral se realiza sobre los puntos de vista de más de 30.000 clientes como promedio, y las valoraciones positivas resultan ser en la mayoría de los casos mayores que las negativas, sin embargo; el promedio de los clientes que se abstienen de comentar es bastante elevado.

Resumiendo, en los datos estadísticos proporcionados por la empresa se aprecia que el dominio mejor valorado por los clientes fue el de socio/revendedor y que los dominios soporte técnico, productos/soluciones, envío/entrega y relación tienen una valoración positiva, sin embargo; hay dominios que son valorados negativamente, en concreto, la instalación y la consultoría.

### **5.7 Discusión de resultados**

El análisis de sentimientos no proporciona el 100% de precisión en un área en particular, pero resulta útil para medir el nivel de satisfacción de los clientes en cuanto a un producto o servicio y, sobre todo, para detectar “emergencias”, es decir, insatisfacciones de los clientes no previstas que deben tratarse de forma inmediata para evitar que la imagen de la empresa se vea perjudicada. La empresa elige este tipo de técnica porque le sirve para saber cómo orientar la promoción de sus productos, lanzar nuevos productos, responder a las consultas de los clientes y otras tareas.

La empresa Dell Technologies Inc., lleva a cabo la tarea del análisis de sentimientos aplicando dos enfoques, aprendizaje máquina y aproximación semántica (ver sección 4.3.2 Enfoques), ya que utiliza el aprendizaje máquina para crear un clasificador usando un algoritmo de aprendizaje supervisado a partir de una colección de textos anotados recogidos de las redes sociales y utilizan la aproximación semántica (se refiere a los aspectos del significado de las palabras a nivel puramente semántico) a través de la creación de reglas y diccionarios que ayuden a preparar y analizar el texto de los comentarios de los clientes.

En el análisis de los datos estadísticos proporcionados por la empresa Dell Technologies Inc., se aprecia un mayor porcentaje de valoraciones positivas frente a las negativas. Sin embargo, se observó un moderado porcentaje de clientes que se abstuvieron de comentar. Los resultados obtenidos de las valoraciones de los clientes a los diversos temas consultados permite observar que el sistema SNA utilizado por Dell Technologies Inc. sirve en gran medida como una fuente retroalimentación válida para la detección temprana de problemas relacionados con los dominios tratados.

## **6. Resumen, conclusiones y trabajo futuro**

En este trabajo se ha llevado a cabo un estudio de caso en la empresa Dell Technologies Inc. para resolver la cuestión planteada: ¿Hasta qué punto el análisis de sentimientos es, actualmente, eficaz en el mundo empresarial?.

Para ello, primero se revisó el estado de la cuestión a través de las definiciones, antecedentes, características y enfoques, aplicaciones, problemas y limitaciones de la técnica de análisis de sentimientos. En segundo lugar, a partir del conocimiento obtenido del estudio del estado de la cuestión, se diseñó y se aplicó una entrevista a la empresa del estudio con el propósito de recolectar información sobre la misma y la técnica de análisis de sentimientos que aplica; en tercer lugar, se organizaron y analizaron los datos recolectados de la entrevista y los datos estadísticos proporcionados por la empresa con el fin de obtener una respuesta a la cuestión.

De los resultados obtenidos, se puede concluir que la empresa recopila en tiempo real, a través de las redes sociales, las opiniones de los usuarios de sus productos con el fin de tener de forma inmediata información sobre el funcionamiento y la calidad de sus productos y servicios. Aunque esta información no siempre resulta fiable, debido a la dificultad de interpretar ciertos aspectos del lenguaje natural (destacados en la sección 4.5), es un hecho que Dell Technologies Inc., empresa global líder en tecnología, utiliza el análisis de opinión predictivo para evaluar y optimizar sus productos y servicios. En este sentido, se puede concluir que el análisis de sentimientos es, actualmente, una herramienta útil para las empresas porque, a pesar del margen de error que existe (hasta un 30%), pueden conocer de forma automática e inmediata cuál es la opinión de sus usuarios.

Sin embargo, hay que tener en cuenta que esta conclusión es sólo parcial porque proviene de un caso de estudio. Para responder de forma completa y precisa sería necesario llevar a cabo un estudio cuantitativo con una muestra representativa de empresas tanto de tecnologías como de otros sectores. Este estudio también podría servir para establecer comparaciones entre diferentes empresas con la finalidad de indicar en que sector resulta ser más efectiva la técnica de análisis de sentimientos.

Finalmente, el presente trabajo aporta una muestra más de cómo la Lingüística es ahora una disciplina clave para entender y manejar el mundo digital.

## Bibliografia

Amarouche, K., Benbrahim, H., & Kassou, I. (2015). Product opinion mining for competitive intelligence. *Proceedings of the Computer Science*, 73, 358–365.

Asur, S., & Huberman, B. (2010). Predicting the future with social media. *International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WILAT)*, 1, 492-499.

Baccianella, S., Esuli, A. & Sebastiani, F. (2010). SentiWordNet 3.0: an enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining. Istituto di Scienza e Tecnologie dell'Informazione Consiglio Nazionale delle Ricerche. Pisa, Italy.

Boiy, E. & Moens, M. (2008). A machine learning approach to sentiment analysis in multilingual web texts. Leuven: Katholieke Universiteit.

Boullier, D., & Lohard, A. (2012). Opinion mining et sentiment analysis: méthodes et outils. OpenEdition Press.

Carvalho, P., Silva, M., Sarmento, L. & De Oliveira, E. (2009). Clues for detecting irony in user-generated contents: Oh...!! It's "so easy". Lisboa : University of Lisbon.

Dave, K., Lawrence, S. & Pennock, D. (2003). Opinion extraction and semantic classification of product reviews. *Proceedings of the International World Wide Web Conference*, 12, 519-528.

Davidov, D., Tsur, O. & Rappoport, A. (2010). Enhanced sentiment learning using twitter hashtags and smileys. *Proceedings of the Conference on Computational Linguistics*, 23-27.

Dey, L., Biswas, A., Bose, B., Chakraborty, S. & Tiwari, S. (2016). Sentiment analysis of review datasets using Naïve Bayes' and K-NN Classifier. Kolkata: Heritage Institute of Technology.

Honeycutt, T. (2009). Making connections: using social network analysis for program evaluation. *Mathematica Policy research, Inc.*, 1.

Hu, M. & Liu, B. (2004). Mining and summarizing customer reviews. *Proceedings of the Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, 168–177.

Jurafsky, D. & Martin, J. (2017). *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition*. Third edition.

Kim, H. & Zhai, C. (2009). Overview of topic based opinion summarization. *Journal of King Saud University- Computer and Information Science*, 1319-1578.

Kiritchenko, S., Zhu, X., Cherry, C. & Mohammad, S. (2014). Detecting aspects and sentiment in customer reviews. *Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation*, 437-442.

Li, Q. (2015). Examining the accuracy of sentiment analysis by brand monitoring companies. Twente: University of Twente.

Liu, B. (2010). Sentiment Analysis and Subjectivity. In N. Indurkha and F. J. Damera(Ed.), *Handbook of natural language processing*. (pp. 629-661). Chicago: University of Illinois.

Liu, B. (2012). *Sentiment analysis and opinion mining*. Morgan & Claypool Publishers. Chicago, United States.

Mohammad, S. (2011). From once upon a time to happily ever after: tracking emotions in novels and fairy tales. Ottawa: Institute for Information Technology.

Nasukawa, T. & Yi, J. (2003). Sentiment analysis: capturing favorability using natural language processing. *Proceedings of the International conference on Knowledge capture*, 2, 70-77.

Pang, B., Lee, L. & Vaithyanathan, S. (2002). Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques. *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 10, 79–86.

Pang, B. & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Proceedings of Foundations and Trends in Information Retrieval* 1–2 (2), 1–135.

Pérez-Coutiño, M., Montes y Gómez, M., López-López, A., Villaseñor-Pineda, L. & Pancardo-Rodríguez, A. (2006). A shallow approach for answer selection based on dependency trees and term density. *Working Notes for the CLEF 2006 Workshop*.

Real Academia Española. (2001). *Diccionario de la lengua española* (22.<sup>a</sup> ed.). Consultado en <http://www.rae.es/rae.html>

Riloff, E. (2003). Learning extraction patterns for subjective expressions. *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-03)*.

Sakunkoo, P. & Sakunkoo, N. (2009). Analysis of social influence in online book reviews. *Proceedings of the Third International Conference on Weblogs and Social Media*.

Singh, J., Singh, G. & Singh, R. (2017). Optimization of sentiment analysis using machine learning classifiers. *Proceedings of the Conference on Human-Centric Computing and Information Science* 7, 32.

Tripathi, G. & Naganna, S. (2015). Feature selection and classification approach for sentiment analysis. *Proceedings of the Machine Learning and Applications: An International Journal (MLAIJ)* 2(2), 1–16.

Tumasjan, A., Sprenger, T., Sandner, P. & Welpe, I. (2010). Predicting elections with Twitter: What 140 Characters Reveal about Political Sentiment. *Proceedings of the Fourth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, 178.

Turney, P. (2002). Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. *Proceedings of the Association for Computational Linguistics*, 40, 417– 424.

Turney, P. & Littman, M. (2003). Measuring praise and criticism: Inference of semantic orientation from association. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 21(4), 315–346.

Wan, X. (2009). Co-training for cross-lingual sentiment classification. *Proceedings of the 47th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP*, 2-7.

Yano, T. & Smith, N. (2010). What's worthy of comment? Content and comment volume in political blogs. Pittsburgh: Carnegie Mellon University.

Zafra, S. (2013). Sentiment analysis at aspect level and study of negation in Spanish reviews. Jaén: Escuela Politécnica Superior.

## **Anexo 1- Entrevista realizada a la empresa Dell Technologies Inc. el día 29 de marzo por correo electrónico.**

Entrevista por escrito realizada a los profesionales que desarrollan la técnica de análisis de sentimientos en la empresa Dell Technologies Inc.

### **1- Cultura organizacional de la empresa, visión, misión, objetivos corporativos**

Dell Technologies es la compañía de tecnología de capital privado más grande del mundo y [proporciona la infraestructura esencial para el negocio digital y la transformación de TI a través de empresas alineadas estratégicamente](#) que ven el mundo de la misma manera, pero que ofrecen a los clientes la posibilidad de elegir. Basado en las capacidades combinadas de Dell, Dell Emc, VMware, Pivotal, SecureWorks, RSA y Virtustream en una sola empresa, Dell Technologies se encuentra en la mejor posición para [satisfacer las necesidades críticas de TI de los clientes en el centro de datos](#). El propósito de Dell Technologies es [crear tecnologías que impulsen el progreso humano](#). La visión de la empresa es convertirse en la empresa de infraestructura esencial, desde el borde del centro de datos hasta la nube, no sólo para las aplicaciones actuales, sino también para el mundo nativo de la nube en el que estamos entrando.

### **2- Información general sobre la empresa**

Dell Inc. es una empresa global líder en tecnología de la información que ofrece una amplia gama de productos y servicios. Dell construyó su reputación [escuchando a sus clientes y desarrollando soluciones que satisfacen sus necesidades](#). Dell es un holding que lleva a cabo sus actividades en todo el mundo a través de sus filiales. Fue incorporada en el estado de Delaware en 1984. La sede corporativa global se encuentra en Round Rock, Texas.

Hace unos años, Dell inició una amplia transformación para convertirse en un proveedor de soluciones tecnológicas integrales. Un componente clave de esta transformación es [cambiar su cartera a productos y servicios que proporcionen mayor valor a sus clientes](#). Como parte de esta estrategia, Dell hace hincapié en la expansión de sus soluciones empresariales, que incluyen servidores, redes y almacenamiento, así como servicios y capacidades de software. La oferta de clientes de PC sigue siendo un elemento importante de su transformación estratégica. Para complementar su nueva estrategia, desde 2011, Dell adquirió más de doce empresas y amplió sustancialmente su cartera de soluciones empresariales, servicios y capacidades de software.

El 12 de octubre de 2015, Dell anunció su intención de adquirir la empresa de software empresarial y almacenamiento EMC Corporation en una transacción de 67.000 millones de

dólares. Fue calificado como la "adquisición de tecnología de mayor valor en la historia". Como resultado de esta fusión, se formó Dell Technologies Inc.

### 3- ¿Por qué se utiliza el Análisis de Sentimientos?

Dell ha utilizado los medios sociales para promocionar productos, lanzar nuevos productos, responder a las consultas de los clientes e incluso involucrar a los usuarios en un proceso de desarrollo de productos en colaboración solicitando su opinión.

Dell rastrea miles y miles de conversaciones en diversas redes sociales, sitios web, blogs, etc.

Estas conversaciones son monitoreadas para todas las menciones de la marca, así como las palabras clave relacionadas. Las conversaciones se refieren normalmente a los clientes, a sus competidores y a los clientes de los competidores. Utilizando algoritmos de procesamiento de lenguaje natural y análisis de texto, las conversaciones fueron analizadas para crear inteligencia procesable sobre la marca con respecto a sus productos, personas, lugares, temas, temas y categorías.

### 4- ¿Ha desarrollado su propia herramienta para el análisis de sentimientos o está utilizando una ya existente?

Utilizamos algoritmos de análisis predictivo para obtener información a partir de los datos de Social Media. Dell ha invertido una importante cantidad de IP en la creación de sus capacidades de procesamiento de texto y lenguaje natural (PLN), y nuestras ofertas de análisis de medios sociales se basan directamente en esa base. Nuestras herramientas son ideales para traducir datos de texto no estructurados en grupos significativos y valiosos de "oro" para la toma de decisiones.

Como la mayoría de los usuarios familiarizados con la minería de textos ya saben, los datos del mundo real vienen en una variedad de formas, no siempre organizadas o fácilmente listas para analizar. La minería de textos busca la información subyacente que no es fácilmente aparente en los datos estructurados tradicionales. Estas fuentes de datos también pueden ser extremadamente grandes.

### 5- ¿Cómo se realiza el análisis?

Dell unió fuerzas con un proveedor líder de análisis de texto para aprovechar el sentimiento y el análisis de texto. Su motor de PLN patentado utiliza una mezcla de reglas y diccionarios para desglosar y analizar el texto de los comentarios de los clientes, y para calificarlo en una escala de sentimiento de 10 puntos para añadir granularidad y medición. La solución de análisis de sentimientos y texto permite a Dell dar sentido a la gran cantidad de datos de retroalimentación

de los clientes disponibles. Con el fin de hacer que las ideas sean relevantes para el negocio de Dell y [entender la salud de la marca a través de la voz del cliente](#), [el equipo de análisis social desarrolló una métrica patentada, la métrica SNA](#). Esta métrica es un indicador de la intención de compra, lo que da a Dell una visión clara de la defensa del cliente de la marca Dell. Una vez que los datos de los medios de comunicación social se recopilan, analizan y califican por sentimiento, se califican contra la escala SNA de Dell.

## 6- ¿Qué corpus de formación utiliza y cómo recopila los comentarios?

La cartera de análisis de medios sociales de Dell incluye la métrica SNA (Social Net Advocacy), pendiente de patente. SNA está diseñado para medir la incidencia neta de una marca o tema, calculada a partir del sentimiento y el contexto de las conversaciones en los medios sociales. [Dell utiliza SNA internamente para ayudar a la empresa a ofrecer una experiencia mejorada a sus clientes](#). SNA está integrado en el Centro de comandos de medios sociales de Dell, que [permite a la empresa supervisar y reaccionar a las conversaciones en línea en tiempo real](#).

Dell mide el SNA a nivel de marca y también extiende esta medición a más de 150 temas que representan diversos aspectos del negocio. [Las conversaciones en línea son analizadas para temas que incluyen productos, servicios, mercadeo, soporte al cliente, empaque e incluso esfuerzos de alcance comunitario. Cada una de estas conversaciones influye en la percepción de la marca y, por lo tanto, afecta a la promoción general o la salud de la marca.](#) SNA permite a las organizaciones entender, cuantificar y contextualizar la retroalimentación en línea, lo que conduce a decisiones de negocio informadas que ayudan a mejorar la experiencia general del cliente. Las organizaciones pueden integrar la retroalimentación de los clientes en tiempo casi real para ciclos de respuesta cortos, lo que significa que una organización puede conectarse rápidamente con un cliente y discutir soluciones relevantes.

[La retroalimentación de los clientes derivada del programa SNA es entregada a través de toda la organización, desde departamentos como atención al cliente y control de calidad hasta marketing y desarrollo de productos.](#) El análisis y la medición en tiempo real de los datos sociales ha permitido a Dell sofocar proactivamente cualquier inquietud del público antes de que se conviertan en problemas potencialmente mayores. Además, Dell puede añadir contexto al sentimiento y a las puntuaciones de SNA, como por ejemplo, comprender si el cliente es un defensor de la marca o no.

Por ejemplo, pocas horas después del lanzamiento de un producto específico de Dell, el equipo de análisis social observó una tendencia a la baja en SNA (disminución de más del 50%). Cuando

el equipo de analistas profundizó en el tema, encontraron un número significativo de conversaciones en medios sociales que expresaban su enojo por los precios del nuevo producto. Se dirigieron al blogger jefe de Dell, quien rápidamente escribió un post explicando la situación y rectificando las preocupaciones sobre los precios. En un día, Dell pudo volver a los niveles de sentimiento originales. Además, el gerente general ni siquiera necesitaba ser involucrado en el tema - los empleados están facultados para tomar decisiones rápidas e informadas.

## 7- ¿Qué tipo de herramientas software usas?

[Radian6, dashboards personalizados de Radian6, Bazaar Voice, Salesforce.com, Pivotal Big Data Suite, desarrollaron un modelo predictivo usando Hadoop y herramientas como el lenguaje de programación R.](#)

Un ejemplo. Radian6 Basic Insights proporciona perspectivas a nivel de fuente y a nivel de texto que son un análisis de: Hashtags Mencionados, Nombres de Usuario Retweeted, Nombres de usuario, Dominios Mencionados, Fuentes. Estos datos se recopilan de las fuentes de conversación de los medios de comunicación social y se extraen del texto de estas conversaciones.

### Dominios Mencionados

Los dominios mencionados son de todo el contenido de los medios de comunicación. Esta información proporciona a los usuarios los dominios principales mencionados en todas las conversaciones de un perfil de tema.

Esta visión muestra el número de dominios mencionados a nivel de URL base. Por ejemplo, una mención para [www.radian6.com/products/insights](http://www.radian6.com/products/insights) contaría como una mención para el dominio [radian6.com](http://www.radian6.com). Los dominios superiores se extraen de la totalidad de todos los mensajes de medios sociales, y los diez superiores se representan visualmente de mayor a menor volumen.

### Hashtags Mencionados

Hashtags Mentioned es sólo de Twitter. Esta información proporciona a los usuarios los hashtags más importantes que se mencionan en un perfil de tema. Los hashtags se extraen de la totalidad de las conversaciones de Twitter, y los diez primeros están representados visualmente de mayor a menor volumen.

### Nombres de Usuario Retweeted

Los nombres de usuario de Retweeted son sólo de Twitter. Esta perspicacia proporciona los nombres de usuario más importantes retweeted dentro de un Perfil de Tema. Los nombres de usuario se extraen de todas las conversaciones de Twitter dentro del perfil del tema, y los diez primeros se representan visualmente de mayor a menor volumen.

#### Fuentes

Esta Percepción proporciona las principales fuentes mencionadas en todas las conversaciones de un Perfil de Tema. Una Fuente es la dirección URL del autor del contenido o publicación. Por ejemplo, el insight de Fuentes representará a cada autor por su URL, como [twitter.com/radian6](https://twitter.com/radian6) y [twitter.com/salesforce](https://twitter.com/salesforce). Las fuentes principales son extractos de la totalidad de todos los mensajes de los medios sociales, y las diez fuentes principales están representadas visualmente de mayor a menor volumen.

#### 8- ¿Qué uso le das a los resultados?

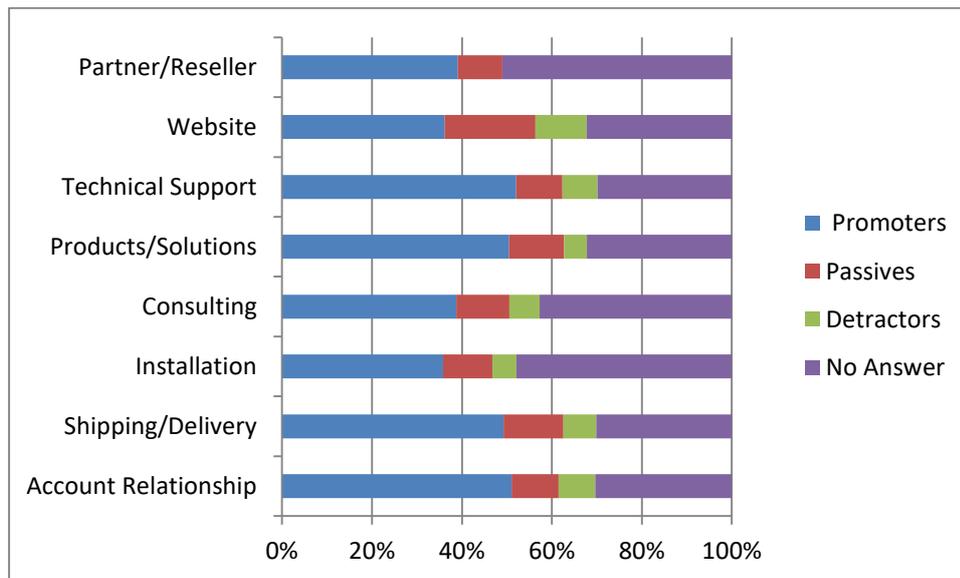
Dell está utilizando este software (SNA) pendiente de patente y lo está integrando en todos los aspectos del negocio, desde el desarrollo de productos, el marketing, el diagnóstico de Net Promoter Score (NPS), el soporte/servicio al cliente, las ventas y las fusiones y adquisiciones. Con más de 1,5 millones de conversaciones al año, el sistema proporciona la capacidad de desglosar en tiempo real partes muy detalladas del negocio. Sirve como una fuente de distribución uniforme y asimilación de la retroalimentación de los clientes para múltiples funciones de negocio. Esto mejora [la política declarada de Dell de centrarse en el cliente y la retroalimentación directa](#). Además, como se actualiza en tiempo real, [SNA acelera la retroalimentación de los clientes sobre temas importantes, lo que permite ciclos de respuesta más cortos sin afectar negativamente la salud de la marca](#).

**Anexo 2 – Datos estadísticos proporcionados por la empresa Dell Technologies Inc. el día 29 de marzo que indican los resultados de un análisis de sentimientos semestral en dominios específicos.**

<b>Focus Areas / Points</b>	Promoters	Passives	Detractors	No Answer
Account Relationship	51%	10%	8%	30%
Shipping/Delivery	49%	13%	7%	30%
Installation	36%	11%	5%	48%
Consulting	39%	12%	7%	43%
Products/Solutions	50%	12%	5%	32%
Technical Support	52%	10%	8%	30%
Website	36%	20%	11%	32%
Partner/Reseller	39%	10%	0%	51%

*Tabla 1. Porcentajes obtenidos en cada dominio.*

**Focus Areas**



*Grafico 1. Resultados sintetizados en gráfico.*