

# Analítica de Textos en la Detección de Sentimientos Aplicada a un Call Center Automotriz

Maricruz González<sup>1</sup>, Mtro. Edgar Corona Organiche<sup>2</sup>,  
Dr. Abraham Jorge Jiménez Alfaro<sup>3</sup>, Mtro. Irving Cardiel Alcocer Guillermo<sup>4</sup>



## Resumen

En su inicio, los Call Centers eran utilizados únicamente para ofrecer servicios de información y para aumentar la oferta principal de sus productos o servicios, la incursión del procesamiento del lenguaje natural (PLN), que es una rama de la inteligencia artificial encargada de analizar la comunicación entre personas y computadoras mediante el uso de lenguajes naturales, como español, inglés, chino, entre otros, ha permitido la inserción de una de sus principales vertientes, como lo es la *analítica de textos* que, ligada a la *analítica de sentimientos*, permite llevar a cabo estudios que pueden derivar en importantes tomas de decisiones basadas en las

### Acerca de los autores...

<sup>1</sup>Estudiante de la Maestría en Ingeniería en Sistemas Computacionales del Tecnológico de Estudios Superiores de Ecatepec.

<sup>2,3,4</sup>Académico de la División de Ingeniería en Sistemas Computacionales del Tecnológico de Estudios Superiores de Ecatepec.

tendencias encontradas en los centros de llamadas, hasta propuestas de marketing o capacitación de los recursos humanos que tiene contacto directo con los clientes o los mismos asesores telefónicos, entre otros involucrados. Para este trabajo, se tomó en cuenta el uso de una opción de la analítica de textos como una alternativa para el desarrollo de un modelo que permite el análisis de conversaciones telefónicas de servicio al cliente de giro automotriz; para esta investigación, se consideraron 1,000 llamadas de servicio de atención telefónica de una empresa automotriz, en un periodo de 15 días, de las cuales se tomó un muestreo con margen de error del 5%, siendo un total de 278 llamadas analizadas. Se compararon los resultados proporcionados por TextBlob y Text Analytics, y los resultados obtenidos fueron muy parecidos. Asimismo, la aplicación del análisis de sentimientos nos permite estudiar satisfactoriamente el contexto general y particular de un texto, en este caso la transcripción de las encuestas de satisfacción provenientes de las llamadas telefónicas del servicio de atención al cliente de una empresa automotriz con una métrica tri-clase.

**Palabras clave** – Analítica de sentimientos, Analítica de texto, PLN, Inteligencia artificial.

## **Abstract**

*At the beginning, Call Centers were used only to offer information services and to increase the main offer of their products or services, the incursion of natural language processing (NLP), which is a branch of artificial intelligence in charge of analyzing the Communication between people and computers through the use of natural languages, such as Spanish, English, Chinese, among others, has allowed the insertion of one of its main aspects, such as text analytics, which, linked to sentiment analytics, allows carry out studies that can lead to important decision-making based on trends found in call centers, to marketing proposals or training of human resources who have direct contact with customers or the same telephone consultants, among others involved. For this work, the use of a text analytics option was taken into account as an alternative for the development of a model that allows the analysis of automotive customer service telephone conversations; For this investigation, 1,000 telephone service calls from an automotive company were considered, in a period of 15 days, of which a sample was taken with a margin of error of 5%, for a total of 278 calls analyzed. The results provided by TextBlob and Text Analytics were compared, and the results obtained were very similar. Likewise, the application of sentiment analysis allows us to satisfactorily study the general and particular context of a text, in this case the transcription of the satisfaction surveys from the telephone calls of the customer service of an automotive company with a tri-metric-class.*

**Keywords:** *Sentiment analytics, Text analytics, NLP, Artificial intelligence.*

## **Introducción**

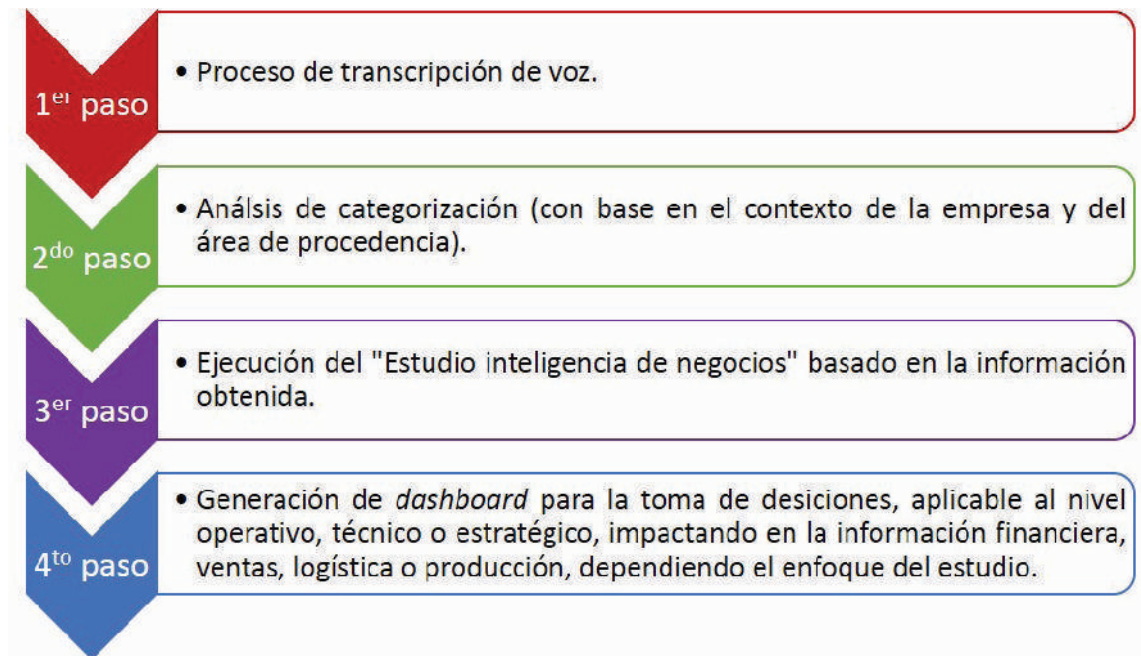
La analítica de sentimientos es una de las vertientes del procesamiento de lenguaje natural (PLN), la cual permite la obtención de información subjetiva[1], es decir que esta derivada directamente de los sentimientos de las personas; como bien sabemos, la aplicación del PLN está basada principalmente en el análisis de texto no estructurado, por lo que esto va de la mano de la analítica de texto, con la que es factible contar, agrupar y categorizar palabras para generar una estructura y así dar significado a grandes volúmenes de información.

La obtención de esta información puede provenir de distintos tipos de fuente, desde comentarios escritos en alguna red social, hasta de conversaciones telefónicas del servicio al cliente, que es nuestro caso, en específico de llamadas a una empresa del giro automotriz; su aplicación nos permitirá la identificación de frases y entidades

clave, como organizaciones, lugares o personas, para comprender el contexto general de la información que se está analizando.

Esta aplicación del PLN, sumada a otros avances y posibilidades tecnológicas, nos permite la suplantación de procesos tradicionales en los cuales era necesaria una gran inversión en recursos humanos para llevarlos a cabo.

En la Figura 1 podemos observar la estructura de un proceso mecánico ejecutado directamente por recursos humanos:



**Figura 1**

Proceso de análisis tradicional de información de conversaciones telefónicas en una empresa mexicana dedicada al análisis de datos.

La aplicación de este tipo de soluciones puede ser implementada de muchas formas por medio de diversas herramientas de análisis de voz y texto, como las API proporcionadas por Amazon[2], Google[3], IBM[4] y Microsoft[5] o a través de la creación de algoritmos en diversos lenguajes de programación, como Python[6], el cual está fuertemente involucrado en el desarrollo de soluciones de PLN con sus diferentes librerías, como son: NLTK[7], Spacy[8], Gensim[9] o TextBlob[10].

## I. Desarrollo

### A. Recolección de datos

Nuestra investigación es de tipo no experimental longitudinal [11], ya que el resultado final nos permitirá el análisis del comportamiento entre variables y relaciones de un muestreo durante un tiempo establecido.

Para esta investigación los datos son tratados de manera confidencial y fueron obtenidos mediante grabaciones de llamadas de servicio de atención telefónica de una empresa automotriz respecto a sus concesionarias mexicanas; dichas llamadas, están basadas en una encuesta que pone énfasis principal en los siguientes indicadores:

- Experiencia de compra.
- Asesoramiento recibido durante la compra.

- Vehículo anterior.
- Entrega del vehículo nuevo.
- Nivel de satisfacción con la concesionaria.
- Servicio del taller.
- Edad del cliente.

### **B. Análisis de sentimientos “Humano”**

Para una persona es muy fácil poder establecer si una oración o palabra tiene una connotación negativa o positiva, por ello hicimos una deducción personal basada en la escala: negativa, neutral y positiva, Se tomó como ejemplo una de las encuestas proporcionadas para su análisis, la cual consta de 29 preguntas en total, y a pesar de contar con respuestas cerradas, como totalmente satisfecho y totalmente insatisfecho, contiene más información extra de carácter subjetivo, sobre lo manifestado por cliente entrevistado. En la Tabla 2 podemos observar la encuesta con sus deducciones:

#	Pregunta/Respuesta	Deducción
1	¿Usted compró un clásico nuevo en la concesionaria XXXX del Centro? – Sí, así es, en sucursal Norte.	Neutral
2	¿Es la persona que mejor nos puede informar sobre la compra de su nuevo clásico? – Pues sí señorita.	Positiva
3	¿En su experiencia de compra, cuál es su nivel de satisfacción con su concesionario distribuidora? – Pues sí, sí estoy muy satisfecha, porque no es la primera vez que compre un carro ahí estoy muy contenta.	Positiva
4	¿Recomendaría esta concesionaria a otra persona que quisiera comprarse un vehículo? – No, definitivamente sí.	Positiva
5	¿Amabilidad del vendedor? – También el muchacho es muy amable, muy servicial; muy satisfecha.	Positiva
6	¿Conocimiento del vendedor? – También, porque nos dio mucha información del coche, fue muy amable y atento; sí muy satisfecha.	Positiva
7	¿Tiempo dedicado por el vendedor? – También, nos dedicó tiempo y yendo al trabajo de mi esposo fue muy amable, totalmente.	Positiva
8	¿El vendedor se interesó por conocer las necesidades en relación al vehículo equipamiento y accesorios? – Totalmente, sí totalmente satisfecha.	Positiva

9	<p>¿Asesoría sobre variedad de modelos y versiones?</p> <p>– Pues muy satisfecha, porque es el coche que yo quería.</p>	Positiva
10	<p>¿Explicación de características del vehículo?</p> <p>– Bien, le digo que este muchacho nos explicó muy bien; totalmente satisfecha.</p>	Positiva
11	<p>¿Explicación de condiciones de compra?</p> <p>– Totalmente satisfecha, sí.</p>	Positiva
12	<p>¿Le explicaron el programa de asistencia y apoyo vial?</p> <p>– Asistencia vial, sí nos lo explicó, sí nos dijo ese aspecto, si te quedas sin gasolina y cosas así.</p>	Neutral
13	<p>¿Le ofrecieron una prueba de manejo en la distribuidora?</p> <p>– No, no fue necesario.</p>	Neutral
14	<p>¿Realizó la prueba de manejo en la distribuidora?</p> <p>– No, de este coche no.</p>	Neutral
15	<p>¿Entregó su vehículo anterior al concesionario como parte del pago para el vehículo nuevo?</p> <p>– No, porque aquél coche era seminuevo, entonces este era nuevo y no fue posible.</p>	Neutral
16	<p>¿Qué tan satisfecha está con el tiempo de entrega?</p> <p>– Totalmente satisfecha, porque le digo fue el tiempo en el que nos dijeron y la forma en la que nos atendieron.</p>	Positiva
17	<p>¿Fue entregado en la fecha prometida originalmente por el concesionario?</p> <p>– Sí, sí, demasiado rápido, le digo el coche lo devolvimos un viernes y para el lunes ya teníamos este clásico.</p>	Positiva
18	<p>¿Recogió el vehículo usted misma?</p> <p>– Sí, mi esposo y yo lo recogimos.</p>	Positiva
19	<p>¿Entrega del nuevo vehículo?</p> <p>– Totalmente, sí totalmente satisfecha.</p>	Positiva
20	<p>¿Programación y cumplimiento de la cita para la entrega del nuevo vehículo?</p> <p>– También, inclusive los hicimos esperar un poco, hasta que mi esposo salió del trabajo y yo también; totalmente satisfecha.</p>	Positiva
21	<p>¿Satisfacción con la entrega, fue una experiencia agradable?</p> <p>– Muy agradable, totalmente satisfecha.</p>	Positiva
22	<p>¿Nivel de satisfacción cuando el vendedor le explicó el funcionamiento del vehículo?</p> <p>– Totalmente satisfecha, cómo nos informó de todo.</p>	Positiva

23	¿Nivel de satisfacción con la calidad y condición del vehículo en la entrega? – Está perfecto el coche; totalmente satisfecha.	Positiva
24	¿Le presentaron al personal de servicio que lo atenderá en visitas futuras al taller? – No, esa parte no fijese esa parte no nos la presentaron.	Positiva
25	¿Después de la entrega de su vehículo la contactaron por parte de la concesionaria para conocer su grado de satisfacción? – Sí, sí me habló una señorita.	Positiva
26	¿Cuál es su nivel de satisfacción con la concesionaria donde compro su nuevo vehículo con relación al aspecto general de la concesionaria: ambiente agradable, limpieza, aspecto de la sala de exhibición, etcétera? – Totalmente satisfecha, porque es muy agradable ir allí, son muy amables.	Positiva
27	¿Llevaría usted su nuevo vehículo para futuras revisiones o reparaciones a esta misma concesionaria? – Definitivamente sí, porque llevarlos a otros lados, termina uno regresando allí.	Positiva
28	¿Edad? – 59 años de edad.	Neutral
29	<b>¿Permiso para compartir respuestas e información personal para fines de calidad en el servicio?</b> – <b>Sí, claro que sí, porque ya me pasó con el otro coche, que me dijeron: “mejor di que no, porque te van a estar molestando”, pero mejor ahora sí, porque me pasó con el otro coche, y con este así mejor ya tengo derecho a que me atiendan.</b>	Neutral

Figura 2

Proceso de Análisis de Sentimientos “Humano”.

De acuerdo con lo anterior, en la Figura 3 podemos observar que la mayor parte de las respuestas de la encuesta tuvieron una connotación positiva, por lo tanto, podemos decir que en general este cliente tiene una percepción positiva.

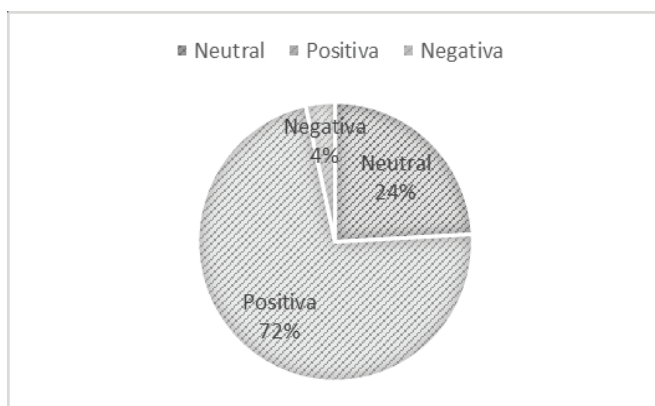


Figura 2

Porcentajes de opinión del Análisis de Sentimientos “Humano”.

### C. Análisis de sentimientos con Python, TextBlob

#### ¿Qué es TextBlob?

TextBlob es una biblioteca de Python para el procesamiento de texto, la cual nos permite realizar tareas de PLN, como etiquetados y análisis de sentimientos dentro del mismo; para este análisis, haremos uso de la misma encuesta que analizamos previamente, pero ahora mediante esta biblioteca[10].

*TextBlob sentiments* opera bajo el algoritmo de Naive Bayes para la clasificación de polaridad basado en el Teorema de Bayes, el cual predice una probabilidad condicional de que una instancia pertenezca a una clase, a partir de las instancias en el conjunto de entrenamiento que señalen que tiene una alta probabilidad de pertenecer a cierta clase. En la Figura 4 podemos apreciar la fórmula del Teorema de Bayes, donde [12]:

$P(h)$ : es la probabilidad de que la hipótesis  $h$  sea cierta (independientemente de los datos); esto se conoce como la probabilidad previa de  $h$ .

$P(D)$ : probabilidad de los datos (independientemente de la hipótesis); esto se conoce como probabilidad previa.

$P(h|D)$ : es la probabilidad de la hipótesis  $h$  dada por los datos  $D$ ; esto se conoce como la probabilidad posterior.

$P(D|h)$ : es la probabilidad de los datos  $D$  dado que la hipótesis  $h$  era cierta, esto se conoce como probabilidad posterior.

Figura 4

$$P(h|D) = \frac{P(h) \cdot \prod P(D_i|h)}{P(D)}$$

Fórmula del Teorema de Bayes

TextBlob trabaja con las siguientes métricas para el análisis de sentimientos: polaridad y subjetividad; la polaridad es el sentimiento mismo y tienen valores que van de -1 a +1; por otro lado, la subjetividad es una medida del sentimiento, yendo de lo objetivo a lo subjetivo, con valores de 0 a 1.

Los datos de la encuesta se encuentran preparados de la siguiente forma, como se aprecia en la Figura 5:

Figura 5

	Pregunta	RespuestaA
0	Usted compra un clasico nuevo en la conseciona...	Si asi es en sucursal norte
1	Es la persona que mejor nos puede informar sob...	Pues si senorita
2	En su experiencia de compra cual es su nivel d...	Pues si si estoy muy satisfecha por que no es ...
3	Recomendaria esta consecionaria a otra persona...	No definitivamente si
4	Amabilidad del vendedor	Tambien el muchacho es muy amable muy servicc...
5	Conocimiento del vendedor	Tambien porque nos dio mucha informacion del c...
6	Tiempo dedicado por el vendedor	Tambien nos dedico tiempo y llendo al trabajo ...
7	El vendedor se intereso por conocer las necesi...	Totalmente si totalmente satisfecho
8	Asesoría sobre variedad de modelos y versiones	Pues muy satisfecha por que es el coche que yo...
9	Explicacion de características del vehiculo	Bien le digo que este muchacho nos explico muy...
10	Explicacion de condiciones de compra	Totalmente satisfecha si
11	Le explicaron el programa de asistencia y apoy...	Asistencia vial si nos lo explico si nos dijo ...

Preprocesamiento de datos para análisis de sentimientos con TextBlob.

Para el uso de esta librería, tendremos que realizar una traducción de la información que deseamos analizar, pues en nuestro caso estamos manejando la información en idioma español, pero la librería TextBlob trabaja con el idioma inglés; por lo tanto, podemos observar que se encuentra una ligera limitante para esta aplicación de PLN, aún en la actualidad. En la Figura 6 se presenta el resultado del análisis de sentimientos mediante “TextBlob”, señalando que las frases han sido traducidas antes de ser analizadas. Dentro de los resultados podemos deducir que hay frases neutrales y otras que denotan un poco más de subjetividad.

```

Sí así es en sucursal norte
If this is the case in the northern branch
Sentiment(polarity=0.0, subjectivity=0.0)
Pues sí señorita
Well yes miss
Sentiment(polarity=0.0, subjectivity=0.0)
Pues sí si estoy muy satisfecha por que no es la primera vez que compre un carro ahí estoy muy contenta
Well yes I am very satisfied because it is not the first time I buy a car there I am very happy
Sentiment(polarity=0.6333333333333333, subjectivity=0.7777777777777777)
No definitivamente sí
Definitely not yes
Sentiment(polarity=0.0, subjectivity=0.5)
También el muchacho es muy amable muy servicial, muy satisfecha
Also the boy is very friendly, very helpful, very satisfied
Sentiment(polarity=0.4458333333333333, subjectivity=0.65)
También porque nos dio mucha información del coche fue muy amable y atento sí muy satisfecha
Also, because he gave us a lot of information about the car, he was very friendly and attentive if very satisfied.
Sentiment(polarity=0.5125000000000001, subjectivity=0.85)

```

Figura 6

Análisis de sentimientos con TextBlob.

Basado en el análisis anterior, en la Figura 7 podemos observar que obtuvimos un total de 8 respuestas neutrales, 21 positivas y 0 negativas; sin embargo, podemos notar que el resultado es muy parecido al que se obtiene cuando una persona deduce directamente si una oración es positiva, negativa o neutral.

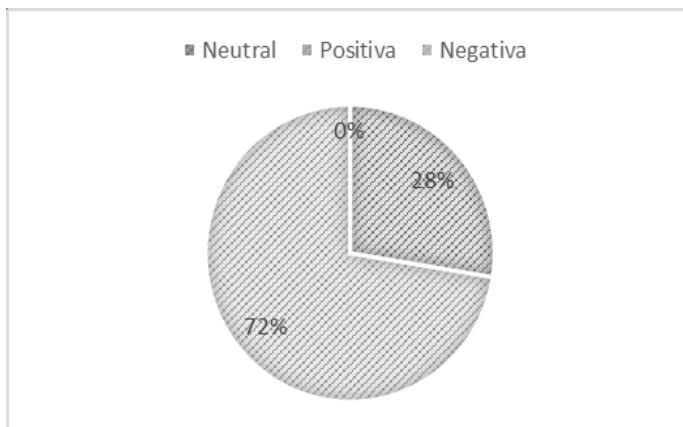


Figura 7

Porcentajes de opinión del análisis de sentimientos realizado en Python con TextBlob.

#### D. Análisis de sentimientos con Azure, Text Analytics.

¿Qué es Text Analytics?

Es una API (Interfaz de programación de aplicaciones), la cual nos permite extraer información de texto no estructurado, mediante el uso de PLN, para identificar frases



y entidades clave, como lugares, organizaciones o personas, facilitando así obtener una comprensión profunda sobre las opiniones de los clientes [13].

Mediante algoritmos de Machine Learning e inteligencia artificial (IA), Text Analytics nos permite conocer las palabras clave dentro de las oraciones analizadas, sus métricas para evaluar las opiniones van del 0 al 1, sobre la escala: positivo, negativo y neutral.

Aunque este tipo de API no libera la información acerca del núcleo de sus aplicaciones, es muy probable que su análisis de sentimientos esté basado en un algoritmo de árboles de decisión, mediante los cuales se establecen tres métricas, correspondientes a la escala: positivo, neutro y negativo; este tipo de estructuras recopilan en sí una gran cantidad de datos, para que el algoritmo pueda predecir un comportamiento u otro, dependiendo de su porcentaje de probabilidad; en otras palabras, podemos ver una estructura de árbol como algo similar a un diagrama de flujo, donde un nodo interno representa una característica (o atributo), la rama representa una regla de decisión y cada nodo hoja representa el resultado [14].

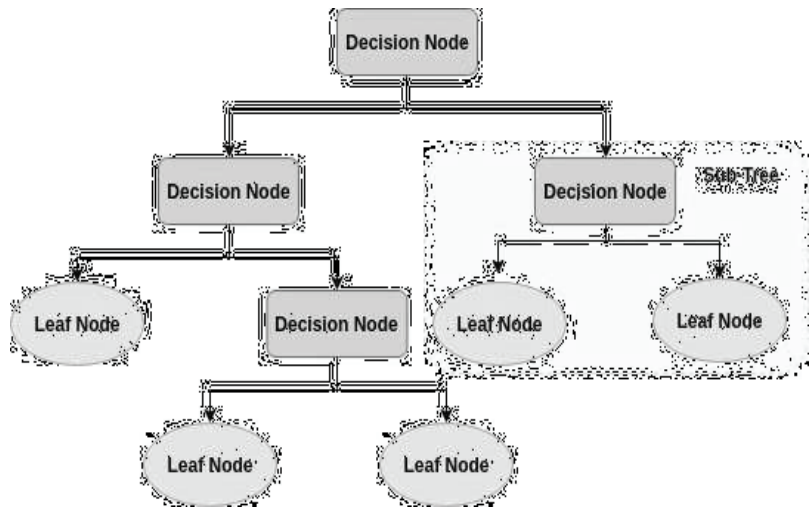


Figura 8

Terminología de Árboles de Decisión.

En la Figura 9, podemos observar algunos de los resultados del análisis de la encuesta por medio de Text Analytics:

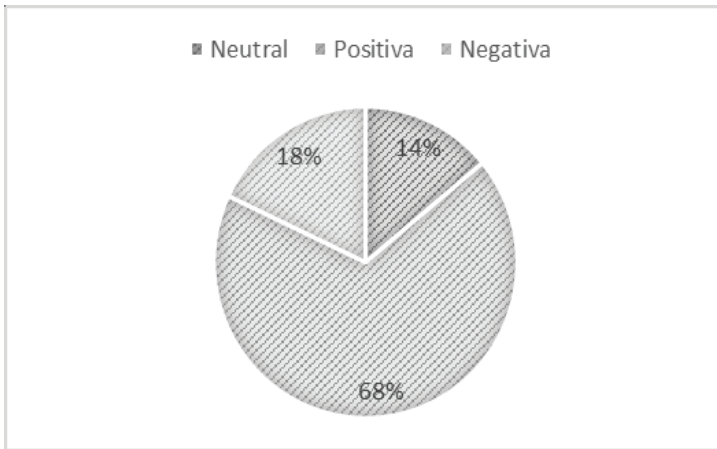


Figura 9

Análisis de Sentimientos con Text Analytics.



Basado en el análisis anterior, en la figuras 10 y 11 observamos que se obtuvo un total de 4 opiniones neutrales, 20 positivas y 5 negativas; por lo tanto, aunque difiere un poco entre el resultado de las opiniones neutrales y negativas de los análisis anteriores, el contexto general de la encuesta sigue siendo positivo:



*Figura 10*

Porcentajes de opinión del Análisis de Sentimientos realizado con Text Analytics.



*Figura 11*

Porcentajes de opinión del Análisis de Sentimientos realizado con Text Analytics.

En la Figura 12, podemos ver algunas de las frases clave que provee Text Analytics encontradas en las encuestas:



Figura 12

Frases clave obtenidas del Análisis de Sentimientos realizado con Text Analytics.

Dichas frases fueron obtenidas gracias al modelo general preentrenado, con el cual trabaja la API durante esta implementación. En la Figura 13 podemos observar algunas de las entidades principales que detecta el modelo, tales como: ciudades, regiones, nombres de personas, roles de trabajo, organizaciones, productos o fechas [15]:

Category	Subcategory	Description	Starting model version
Person	N/A	Names of people.	2019-10-01
PersonType	N/A	Job types or roles held by a person.	2020-02-01
Location	N/A	Natural and human-made landmarks, structures, geographical features, and geopolitical entities	2019-10-01
Location	Geopolitical Entity (GPE)	Cities, countries/regions, states.	2020-02-01
Location	Structural	Manmade structures.	2020-04-01

Figura 13

Extracto de entidades contenidas en el modelo NER (*Named Entity Recognition*).

## II. Resultados

Aunque el análisis con los tres métodos aplicados en el presente artículo nos muestra resultados similares, concluimos que el uso de la API de Microsoft Azure Text Analytics es óptima para la implementación y obtención de resultados satisfactorios en el análisis de conversaciones telefónicas en general y del giro automotriz. En la Figura 14 observamos la comparativa general de los resultados obtenidos durante los tres procesos aplicados.

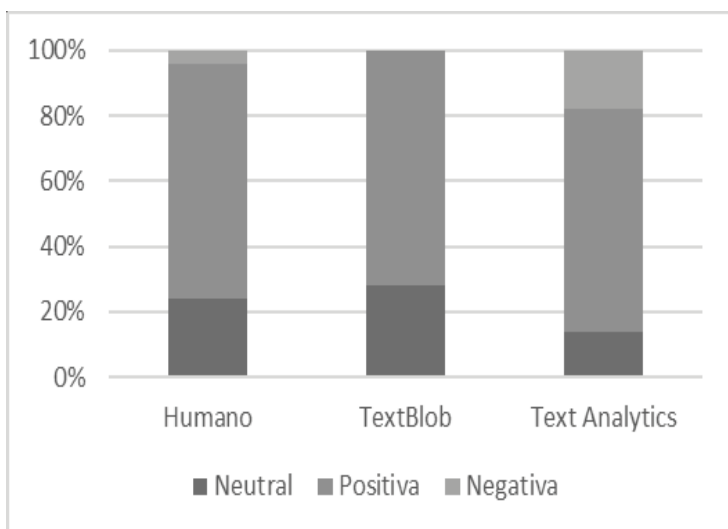


Figura 14

Comparativa entre resultados de los Análisis de Sentimientos, Humano, TextBlob y Text Analytics.

## Conclusión

Tras haber realizado los tres análisis, se concluye que tanto con Text Blob como con Text Analytics es factible obtener resultados muy semejantes a la deducción humana; sin embargo, Text Analytics nos permite la modificación del modelo de entidades para ser aplicado al giro en específico que deseamos analizar.

La aplicación del análisis de sentimientos permite analizar satisfactoriamente el contexto general y particular de un texto, en este caso la transcripción de las encuestas de satisfacción provenientes de las llamadas telefónicas al servicio de atención al cliente de una empresa automotriz, con una métrica tri-clase, es decir que los resultados obtenidos derivados de las opiniones se dividieron en tres clases: positiva, neutral y negativa, para los cuales tomamos en cuenta que la mayoría de las encuestas analizadas del muestreo, denotaron una opinión positiva hacia sus concesionarias mexicanas; además, en un análisis más profundo, se pretende agudizar el enfoque de marketing o incluso recomendar la capacitación de los agentes de servicio en las concesionarias.

## Referencias

- Aranda B. Eduardo, Salgado J. Tomás, [1] "Analítica de Big Data - Big Data Social", Big Data Social, 2020. [Online]. Available: <http://www.bigdata-social.com/analitica-big-data/#:-:text=los%20datos%20existentes.-,Anal%C3%ADtica%20de%20sentimientos,de%20texto%2C%20documentos%2C%20etc.&text=y%20poder%20deducir%20de%20este,%2C%20sistemas%20de%20recomendaci%C3%B3n%2C%20etc.> [Accessed: Jul- 2020].
- [2] "Amazon Transcribe – Reconocimiento de voz automático – AWS", Amazon Web Services, Inc., 2019. [Online]. Available: <https://aws.amazon.com/es/transcribe/>. [Accessed: Jul- 2020].
- [3] "Cloud AI | Google Cloud", Google Cloud, 2019. [Online]. Available: <https://cloud.google.com/products/machine-learning/>. [Accessed: Jul-2020].
- [4] "IBM Watson products and solutions", ibm.com, 2019. [Online]. Available: <https://www.ibm.com/watson/products-services/>. [Accessed: Jul- 2020].
- [5] Cognitive Services: API para desarrolladores de inteligencia artificial Microsoft Azure", Azure.microsoft.com, 2019. [Online]. Available: <https://azure.microsoft.com/es-mx/services/cognitive-services/>. [Accessed: Jul- 2020].
- [6] "Python 3.8.5 Documentation", Docs.python.org, 2020. [Online]. Available: <https://docs.python.org/3/>. [Accessed: Jul- 2020].
- [7] "Natural Language Toolkit — NLTK 3.5 documentation", Nltk.org, 2020. [Online]. Available: <https://www.nltk.org/>. [Accessed: Jul- 2020]. [8] Spacy.io, 2020. [Online]. Available: <https://spacy.io/>. [Accessed: Jul- 2020].
- [9] "Gensim", PyPI, 2020. [Online]. Available: <https://pypi.org/project/gensim/>. [Accessed: Jul- 2020].
- [10] "TextBlob: Simplified Text Processing — TextBlob 0.16.0 documentation", Textblob.readthedocs.io, 2020. [Online]. Available: <https://textblob.readthedocs.io/en/dev/>. [Accessed: Jul- 2020].
- [11] "Investigación no Experimental - Concepto, tipos y ejemplo", Concepto.de, 2020. [Online]. Available: <https://concepto.de/investigacion-no-experimental/>. [Accessed: Jul-2020].
- [12] "Naive Bayes – Teoría - Ligdi González", Ligdi González, 2020. [Online]. Available: <https://ligdigonzalez.com/naive-bayes-teoria- machine-learning/>. [Accessed: Jul- 2020].
- [13] "Text Analytics | Microsoft Azure", Azure.microsoft.com, 2020. [Online]. Available: <https://azure.microsoft.com/es-es/services/cognitive-services/text-analytics/#features>. [Accessed: Jul-2020].
- [14] "Árbol de decisión en Machine Learning (Parte 1) — sitiobigdata.com", sitiobigdata.com, 2020. [Online]. Available: <https://sitiobigdata.com/2019/12/14/arb-decision-en-machine-learning-parte-1/#>. [Accessed: Jul- 2020].
- [15] "Supported Categories for Named Entity Recognition - Azure Cognitive Services", Docs.microsoft.com, 2020. [Online]. Available: <https://docs.microsoft.com/en-us/azure/cognitive-services/text-analytics/named-entity-types?tabs=general>. [Accessed: Jul- 2020].