

Clasificador de Urgencia de Correos Electrónicos en Empresas de Servicios mediante Análisis de Emociones y Sentimientos

Emergency Email Sorter in Service Companies by Analysis of Emotions and Feelings

Juan Carlos Mancera-Barrera^a, Alberto Lamadrid-Álvarez^a, Alberto Lara-Guevara^a

Resumen

En este trabajo se presenta un clasificador de urgencias de correos electrónicos en empresas de servicios, que mediante un algoritmo de procesamiento de lenguaje natural etiqueta gramaticalmente el texto no estructurado de los mensajes para darle sentido y estructura antes de analizarlo. El clasificador propuesto utiliza una base de datos léxica que está compuesta por unigramas clasificados en ocho emociones básicas (ira, miedo, anticipación, confianza, sorpresa, tristeza, alegría y disgusto) y dos sentimientos (positivo y negativo), la cual permite comparar el texto del mensaje etiquetado gramaticalmente con los unigramas de la base de datos para llevar a cabo el análisis de emociones y sentimientos y determinar el porcentaje de cada emoción y la polaridad del sentimiento para clasificar los correos electrónicos más negativos como urgentes y canalizarlos a los departamentos correspondientes para ser atendidos. El trabajo experimental se ha realizado utilizando un conjunto de datos tomados de una empresa dedicada al servicio web de facturación electrónica en México.

Palabras clave: Análisis de emociones y sentimientos, procesamiento de lenguaje natural, base de datos léxica, empresas de servicios.

Abstract

In this paper, a classifier of emails by level of urgency in service companies is presented, using a natural language processing algorithm to grammatically label the unstructured text of messages to give it meaning and structure before analyzing it. The proposed classifier uses a lexical database that is composed of unigrams classified into eight basic emotions (anger, fear, anticipation, confidence, surprise, sadness, joy and disgust) and two feelings (positive and negative). This allows to compare the text of the grammatically labeled messages with the unigrams of the database, in order to conduct the analysis of emotions and feelings. The analysis determines the percentage of each emotion and the polarity of feeling in order to classify the most negative emails as urgent and channel them to the corresponding departments to be attended to. The research has been implemented using a set of data taken from a company dedicated to electronic invoicing in Mexico.

Keywords: Analysis of emotions and feelings, natural language processing, lexical database, service companies.

^a Universidad Autónoma de Querétaro, Facultad de Informática, Av. de las Ciencias s/n, Juriquilla, C.P. 76230, Querétaro, Querétaro, México.

Correspondencia: Juan Carlos Mancera Barrera
Universidad Autónoma de Querétaro
Correo electrónico: jcmancera@e-digital.com.mx

Introducción

El lenguaje es una herramienta para expresar los sentimientos a los demás. Los seres humanos han mejorado esta habilidad en forma hablada y escrita durante milenios hasta el punto en que el oyente o el lector puede experimentar los mismos sentimientos que el hablante o el escritor. La psicología ha identificado que diferentes palabras expresan diversas emociones en diferentes grados. Por ejemplo, la palabra "dulce" expresa una emoción positiva y crea un sentimiento de felicidad, mientras que la palabra "matar" crea una emoción negativa (Miller & Charles, 2016).

El correo electrónico (e-correo) ha sido un medio de comunicación efectivo y popular desde su nacimiento en 1971, hasta ahora. La cantidad de usuarios de e-correo ha aumentado de unos pocos a 2672 millones a partir de 2016 y se prevé que aumentará aún más (Miller & Charles, 2016). El e-correo juega un papel importante en las comunicaciones efectivas dentro y fuera de las organizaciones (Mahlawi & Sasi, 2017).

El análisis de sentimientos es un área de investigación popular que utiliza el procesamiento del lenguaje natural (PLN), el análisis de textos y la lingüística computacional para identificar y extraer información subjetiva en los materiales de origen (Zhang et al., 2014; Miller & Charles, 2016). El manejo de grandes volúmenes de datos de texto no estructurados es una tarea desafiante que se está volviendo cada vez más necesaria en una variedad de situaciones (Jayathilaka et al., 2016).

La cantidad de texto no estructurado ha aumentado con la rápida adopción de información digitalizada. Leer y extraer información significativa de grandes colecciones de datos no estructurados es cada vez más una necesidad. Hoy en día, dar sentido a los grandes volúmenes de datos no estructurados se está volviendo esencial (Jayathilaka et al., 2016).

Los datos se están convirtiendo en el foco de atención en los escenarios de negocios actuales debido al espectacular crecimiento de Internet y los almacenamientos en línea. Estos datos pueden ser estructurados, semiestructurados y no estructurados. Los datos estructurados están organizados y se pueden analizar fácilmente. Los datos semiestructurados y no estructurados no están predefinidos y son complejos, lo que hace que obtener conocimiento de ellos sea un gran desafío (Mahlawi & Sasi, 2017).

Tipos de datos estructurados, semiestructurados y no estructurados.

- Datos estructurados: tienen perfectamente definidos la longitud, el formato y el tamaño de sus datos. Se almacenan en formato tabla, hojas de cálculo o en bases de datos relacionales.
- Datos no estructurados: se caracterizan por no tener un formato específico. Se almacenan en múltiples formatos como documentos pdf o word, e-correo, archivos multimedia de imagen, audio o video.
- Datos semiestructurados: son una mezcla de los dos anteriores no presentan una estructura perfectamente definida como los datos estructurados pero sí presentan una organización definida en sus metadatos donde describen los objetos y sus relaciones, y que en algunos casos están aceptados por convención, como por ejemplo, los formatos html, xml o json.

La mayoría de las organizaciones prefiere trabajar con datos estructurados porque tienen la ventaja de que se pueden almacenar, administrar y analizar fácilmente. Sin embargo, la mayoría de los datos de toma de decisiones de hoy provienen de fuentes externas desestructuradas que representan más del 90% de los datos actuales. La mayoría de estos datos vienen en forma de texto tales como documentos, publicaciones en redes sociales (Lee et al., 2018), e-correos, etc. (Mahlawi & Sasi, 2017).

Extraer el conocimiento de textos no estructurados es difícil, debido a la naturaleza desorganizada de los datos y a la ambigüedad del lenguaje natural. La minería de textos y el PLN se pueden aplicar a los textos para estructurar y extraer información significativa de ellos. La minería de textos es el proceso que estructura y deriva las percepciones y el significado del texto. PLN es el proceso que puede aplicarse al lenguaje humano para ayudar a la computadora a obtener resultados valiosos del texto (Singh et al., 2017). Una de las muchas fuentes de datos de texto no estructurados externos para las organizaciones es el e-correo (Mahlawi & Sasi, 2017).

El análisis de sentimientos es un enfoque útil para una serie de problemas diferentes que se plantean en diversas disciplinas, como psicología (Hoogendoorn et al., 2016), educación, sociología, negocios, ciencias políticas y economía, así como en campos de investigación como el PLN, minería de datos y recuperación de información (Jianget al., 2018).

El análisis de sentimientos también es útil para automatizar la toma de decisiones al ayudar a las organizaciones a comprender mejor los efectos de los problemas específicos en las percepciones de las personas y responder a estos efectos de manera adecuada a través del marketing y la comunicación (Jiang et al., 2018). Por lo tanto, medir las características del sentimiento automáticamente en un texto es valioso, para comprender mejor cómo las emociones, los sentimientos, el afecto y las opiniones influyen en el usuario (Crossley et al., 2017).

Gran parte de las investigaciones de análisis de emociones y sentimientos sobre datos no estructurados se centran solamente en la polaridad de las opiniones del texto para clasificarlo de acuerdo con su carga sentimental en tres tipos de valores: positivo, neutro y negativo, incluso aplicaciones de e-correo de compañías como Outlook (Microsoft, 2019), Gmail (Google, 2019a), Inbenta (Inbenta, 2019), así como Emailparser, (FrozenFrog

Software, 2019), solo calculan la polaridad sentimental de los textos de los e-correos. Esto significa para las organizaciones un problema al intentar identificar emociones como la ira, tristeza, miedo, anticipación, sorpresa, alegría, etc., en sus textos no estructurados que se emiten mediante e-correo. Al identificar sentimientos y emociones, como en este trabajo se propone, se puede garantizar a las organizaciones una mejor forma de elevar los índices de calidad en el servicio y mantener una relación cercana con los clientes para la toma de acciones apropiadas en función de sus necesidades de acuerdo con su estado emocional y sentimental. Así se podrá incrementar la competitividad y el crecimiento de la entidad corporativa en un mercado determinado.

En este artículo se presenta una base de datos léxica llamada EmoLex (Mohammad & Turney, 2013; Mohammad et al., 2017, 2018), la cual contiene 14,182 unigramas (palabras) que permiten identificar ocho emociones básicas (ira, disgusto, tristeza, sorpresa, miedo, confianza, alegría y anticipación), la polaridad del sentimiento (positivo y negativo) y un algoritmo cognitivo de PLN llamado "Natural Language Cloud" (NLC): nube de lenguaje natural (Google, 2019b) que incluye un analizador semántico que permite utilizar un etiquetador gramatical llamado "Part of Speech" (parte del discurso) para el análisis de texto no estructurado en mensajes de e-correos, para así clasificarlos de acuerdo con su carga emocional y sentimental.

EmoLex

Es un recurso léxico desarrollado por el "National Research Council" (NRC): Consejo Nacional de Investigación de Canadá, y fue creado a través de un servicio en línea de Amazon llamado "Amazon Mechanical Turk" (turco mecánico de Amazon), que requiere de inteligencia humana para desarrollar diferentes tareas. Se basa en el conjunto de ocho emociones básicas y dos sentimientos que

consideraron que la cualidad bipolar de estas emociones resultaría de gran utilidad para el proyecto de creación de EmoLex. Respecto al número de entradas, este lexicón consta de 14,182 unigramas (palabras).

El número de términos por emoción que presenta es:

- Ira: 1,247 términos
- Anticipación: 839 términos
- Disgusto: 1,058 términos
- Miedo: 1,476 términos
- Alegría: 688 términos
- Tristeza: 1,191 términos
- Sorpresa: 534 términos
- Confianza: 1,230 términos

El NRC eligió la plataforma de Amazon por varias razones, siendo las más destacable la posibilidad de obtener una gran cantidad de anotaciones humanas de forma eficiente. A través de esta fórmula se genera la base de datos léxica EmoLex (Mohammad & Turney, 2013; Mohammad et al., 2017, 2018), cuyo tamaño es mayor que muchas otras herramientas utilizadas en este campo como lo son el lexicón SenticNet, SO-CAL, General Inquirer entre otros (Crossley et al., 2017).

NLC

NLC es una interfaz de programación de aplicaciones (IPA) de inteligencia artificial de Google que implementa PLN para descubrir la estructura y el significado del texto a través de modelos de aprendizaje automático. Con IPA, se puede extraer información sobre personas, lugares, eventos y mucho más, independientemente de si los datos se encuentran en documentos de texto, artículos de noticias, entradas de blog, etc. (Google, 2019b).

Las características de la IPA de la NLC de Google son:

- Análisis sintáctico: extrae componentes léxicos y frases, identifica categorías gramaticales y crea árboles de análisis de dependencias para cada frase.
- Reconocimiento de entidades: identifica entidades y las etiqueta por tipo: persona, organización, ubicación, evento, producto o medio.
- Análisis de opinión: muestra la opinión general que se desprende de un bloque de texto.
- Clasificación de contenido: clasifica documentos en las más de 700 categorías predefinidas.
- Multilingüe: analiza texto fácilmente en varios idiomas, como alemán, chino (tanto simplificado como tradicional), coreano, español, francés, inglés, italiano, japonés y portugués.

Metodología

La metodología consta de cinco fases: 1) etiquetado gramatical, 2) filtrado de datos, 3) comparación de datos, 4) análisis de emociones y sentimientos y 5) clasificación de e-correos. La Figura 1 muestra la metodología propuesta.

Etiquetado gramatical

Se implementa el algoritmo cognitivo NLC de Google (Google, 2019b), al cual se envía el texto del mensaje del e-correo mediante un servicio web para ser tratado por técnicas de PLN con el objetivo de etiquetar gramaticalmente cada palabra del texto contenido en el e-correo. En la Tabla 1 se muestra el tipo de etiquetas gramaticales con las que se clasifica el texto del mensaje.

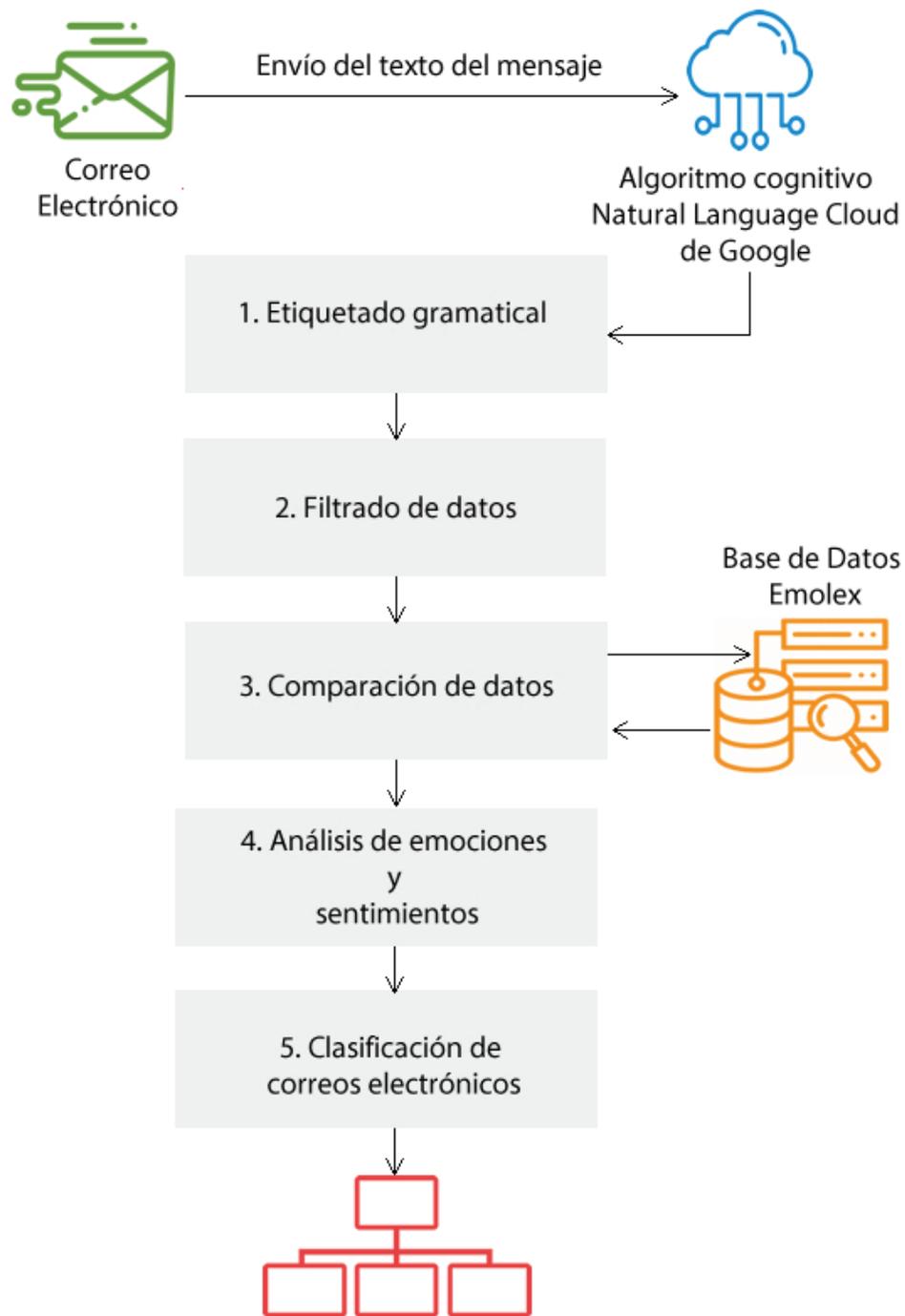


Figura 1. Metodología propuesta para la elaboración de e-correos.
Fuente: Elaboración propia.

Tabla 1. Tipos de etiquetas gramaticales.

Etiqueta gramatical	Descripción
Unknown	Desconocido
Adj	Adjetivo
Adp	Adposición
Adv	Adverbio
Conj	Conjunción
Det	Determinante
Noun	Sustantivo
Num	Número cardinal
Pron	Pronombre
Prt	Partícula u otra palabra funcional
Punct	Puntuación
Verb	Verbo
X	Otros
Affix	Afijo

Fuente: Elaboración propia.

Filtrado de datos

Al obtener el texto del mensaje del e-correo procesado por el algoritmo cognitivo NLC y etiquetado de acuerdo con su categoría gramatical, se requiere filtrar y extraer las palabras del mensaje que emiten sentimientos y emociones, las cuales para esta investigación son: sustantivos, verbos, adjetivos y adverbios y separar las que no emiten emociones ni sentimientos como: desconocido, adposición, conjunción, determinante, número cardinal, pronombre, partícula u otra palabra funcional, puntuación y otros (palabras extranjeras, errores tipográficos, abreviaturas y afijos), de acuerdo con los tipos de etiquetas gramaticales de la Tabla 1.

Comparación de datos

Una vez que se obtuvieron las palabras filtradas del texto del mensaje del e-correo y se etiquetaron de acuerdo con su categoría gramatical, se realiza una consulta a la base de datos léxica Emolex la cual contiene 14,182 unigramas (palabras), que están categorizados en ocho emociones (ira, disgusto, tristeza, sorpresa, miedo, confianza, alegría y anticipación) y dos sentimientos (positivo y negativo) para

comparar los datos y obtener las palabras que coincidan con el texto que se filtró del mensaje y los unigramas de la base de datos.

Análisis de emociones y sentimientos

Las palabras del mensaje del e-correo pueden tener más de una emoción y sentimiento al mismo tiempo. Por ejemplo, la palabra "atraso" genera emociones de sorpresa, anticipación y un sentimiento negativo. La palabra "tratamiento" genera emociones de ira, anticipación, disgusto, miedo, alegría y tristeza y un sentimiento positivo y negativo.

Las emociones y sentimientos tienen un valor binario dentro de la base de datos léxica, donde 1 determina que la palabra emite esa emoción o sentimiento y 0 que no la emite.

Para calcular la valencia de cada emoción y sentimiento se suman los valores binarios de la columna correspondiente como se muestra en la Tabla 2.

Al obtener la valencia de cada emoción y sentimiento, estas se suman para obtener la valencia total de emociones y la valencia total de sentimientos.

- Valencia total de emociones = vir + vdi + vtr + vso + vmi + vco + val + van
- Valencia total de sentimientos = vpo + vne

Para determinar el porcentaje de cada emoción se divide la valencia de la emoción entre la valencia total de las emociones.

- Porcentaje ira = vira / vte
- Porcentaje disgusto = vdisgusto / vte
- Porcentaje tristeza = vtristeza / vte
- Porcentaje sorpresa = vsorpresa / vte
- Porcentaje miedo = vmiedo / vte
- Porcentaje confianza = vconfianza / vte

- Porcentaje alegría = valegría / vte
- Porcentaje anticipación = vanticipacion / vte

Para determinar el porcentaje de cada sentimiento se divide la valencia del sentimiento entre la valencia total de sentimientos.

- Porcentaje positivo = vpositivo / vts
 - Porcentaje negativo = vnegativo / vts
- En la Tabla 3 se muestra que, una vez aplicadas las fórmulas, se obtienen los niveles de porcentaje de emociones y sentimientos de cada mensaje de e-correo.

Tabla 2. Valencias de emoción y sentimiento.

Palabra	Emociones								Sentimientos	
	Ira	Disgusto	Tristeza	Sorpresa	Miedo	Confianza	Alegría	Anticipación	Positivo	Negativo
P1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1
P2	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0
P3	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
P4	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0
PN	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0
Valencia	1	0	0	1	1	2	3	2	4	1

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3. Porcentaje de emociones y sentimientos.

Palabra	Emociones								Sentimientos	
	Ira	Disgusto	Tristeza	Sorpresa	Miedo	Confianza	Alegría	Anticipación	Positivo	Negativo
P1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1
P2	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0
P3	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
P4	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0
PN	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1
Valencia	1	0	0	1	1	2	3	2	3	2
%	0.10	0.00	0.00	0.10	0.10	0.20	0.30	0.20	0.60	0.40

Fuente: Elaboración propia.

Clasificación de e-correos

La clasificación de los e-correos se realiza por la polaridad de sentimientos que emite cada mensaje analizado.

Los mensajes de los e-correos se ordenan de acuerdo con el porcentaje de polaridad negativa, los más negativos primero y así sucesivamente, en orden descendente. Este ordenamiento deja los mensajes más positivos abajo de la clasificación.

El conjunto de datos se tomó de una empresa dedicada al servicio web de facturación electrónica en México con una cartera de 2,544 clientes. El periodo de recolección de e-correos comprende del 12 de noviembre del 2018 al 14 de marzo del 2019. El conjunto de datos analizados y clasificados fue de 2,000 mensajes.

Precisión

La evaluación de la precisión del análisis de emociones y sentimientos para la clasificación de los e-correos se determina dividiendo los e-correos clasificados correctamente entre el total de e-correos.

Precisión = e-correos clasificados correctamente / total e-correos electrónicos

Resultados

Para el desarrollo de los resultados se tomó una muestra de cuatro e-correos de los 2,000 mensajes analizados, los cuales se ilustran en la Tabla 4.

Tabla 4. Muestra de los cuatro mensajes de los e-correos.

1	Asunto	Comprobante de pago agricula zadu
	Mensaje	Buenas tardes envío adjunto a este correo el comprobante de pago de la compra del plan de folios pyme de 150 folios. Mi RFC es: AZA1702026J5 Saludos
2	Asunto	RFC OCV1404116UA
	Mensaje	Buenos días Hace unos momentos realice el pago de 50 folios, pero no puedo sacar el recibo. Pueden checar su cuenta? Les mando evidencia del cargo. Saludos. Muchas gracias
3	Asunto	Error en el sistema
	Mensaje	Me marca el siguiente error al intentar timbrar facturas "Usted no puede generar facturas por que no tiene con folios disponibles" no sé si es un problema del programa y me urge enviar una factura como se puede solucionar? Por favor requiero una respuesta rápida ha esta situación
4	Asunto	Certificado de sellos
	Mensaje	Que tal buenos días Le comento que al momento de tratar de cargar el Sello Digital el sistema marca que la contraseña es incorrecta, la contraseña que se requiere es la que se le asignó a los archivos en este caso al Certificado de Sello Digital (CSD), no la contraseña para acceder al portal del SAT. Seguimos pendientes de cualquier detalle, Saludos!

Fuente: Elaboración propia.

Etiquetado gramatical

Al aplicar el PLN con el algoritmo cognitivo NLC de Google al texto del mensaje 3, se obtiene el etiquetado gramatical de cada palabra que forma parte del discurso.

Filtrado de datos

En la Tabla 5 se muestra que al haber etiquetado gramaticalmente las palabras del texto del mensaje 3 del e-correo se filtraron y extrajeron las palabras que emitieron emociones y sentimientos que son las correspondientes a sustantivos, verbos, adjetivos y adverbios (Mohammad & Turney, 2013).

Tabla 5. Filtrado de datos: sustantivos, verbos, adjetivos y adverbios del mensaje 3.

Mensaje 3	
Palabra	Etiqueta gramatical
marca	Verbo
siguiente	Adjetivo
error	Sustantivo
intentar	Verbo
timbrar	Verbo
facturas	Sustantivo
no	Adverbio
puede	Verbo
generar	Verbo
facturas	Sustantivo
no	Adverbio
tiene	Verbo
folios	Sustantivo
disponibles	Adjetivo
no	Adverbio
es	Verbo
problema	Sustantivo
programa	Sustantivo
urge	Verbo
enviar	Verbo
factura	Sustantivo
puede	Verbo
solucionar	Verbo
favor	Sustantivo
requiero	Verbo
respuesta	Sustantivo
rápida	Adjetivo
ha	Verbo
situación	Sustantivo

Fuente: Elaboración propia.

Comparación de datos

En la Tabla 6 se muestra el resultado de la consulta de la comparación de las coincidencias de las palabras filtradas y los unigramas de la base de datos léxica Emolex por emociones y sentimientos del mensaje 3.

Tabla 6. Mensaje 3, coincidencias de las palabras filtradas y los unigramas de la base de datos léxica.

Palabra	Emociones								Sentimientos	
	Ira	Disgusto	Tristeza	Sorpresa	Miedo	Confianza	Alegría	Anticipación	Positivo	Negativo
enviar	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
error	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
intentar	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
no	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
problema	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1
situación	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1

Fuente: Elaboración propia.

Análisis de emociones y sentimientos

Se determinó la valencia de cada emoción y sentimiento del mensaje 3 sumando las columnas de acuerdo con su valor binario.

Al obtener la valencia de cada emoción y sentimiento se calculó la valencia total de emociones sumando la valencia de cada emoción y la valencia total de sentimientos sumando la valencia de cada sentimiento.

- Valencia total de emociones = $0 + 1 + 3 + 0 + 2 + 1 + 0 + 3 = 10$
- Valencia total de sentimientos = $1 + 4 = 5$

Para calcular el porcentaje de cada emoción se dividió la valencia de la emoción entre la valencia total de las emociones.

- Porcentaje ira = $0 / 10 = 0.00$
- Porcentaje disgusto = $1 / 10 = 0.10$
- Porcentaje tristeza = $3 / 10 = 0.30$
- Porcentaje sorpresa = $0 / 10 = 0.00$

- Porcentaje miedo = $2 / 10 = 0.20$
- Porcentaje confianza = $1 / 10 = 0.10$
- Porcentaje alegría = $0 / 10 = 0.00$
- Porcentaje anticipación = $3 / 10 = 0.30$

Para calcular el porcentaje de cada sentimiento se dividió la valencia del sentimiento entre la valencia total de sentimientos.

- Porcentaje positivo = $1 / 5 = 0.20$
- Porcentaje negativo = $4 / 5 = 0.80$

En la Tabla 7 se muestran las valencias, los porcentajes de cada emoción y sentimiento y el resultado del análisis de emociones y sentimientos que forma parte del texto del mensaje 3 del e-correo para su posterior clasificación.

Clasificación de e-correo

En las Figuras 2, 3, 4 y 5 se presenta el resultado del análisis de emociones y sentimientos de los cuatro mensajes de la muestra de los e-correos.

Tabla 7. Valencia y porcentaje de emociones y sentimientos del mensaje 3.

Palabra	Emociones								Sentimientos	
	Ira	Disgusto	Tristeza	Sorpresa	Miedo	Confianza	Alegría	Anticipación	Positivo	Negativo
enviar	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
error	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
intentar	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
no	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
problema	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1
situación	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1
Valencia	0	1	3	0	2	1	0	3	1	4
%	0.00	0.10	0.30	0.00	0.20	0.10	0.00	0.30	0.20	0.80

Fuente: Elaboración propia.

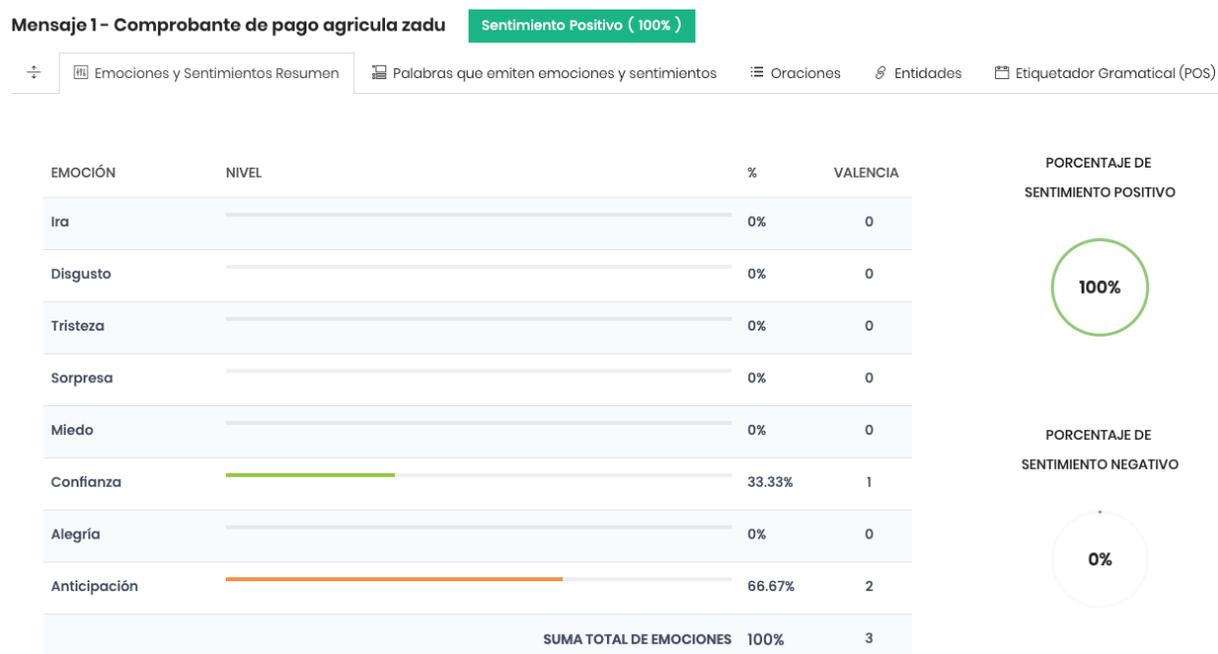


Figura 2. Análisis de emociones y sentimientos del mensaje 1.

Fuente: Elaboración propia.

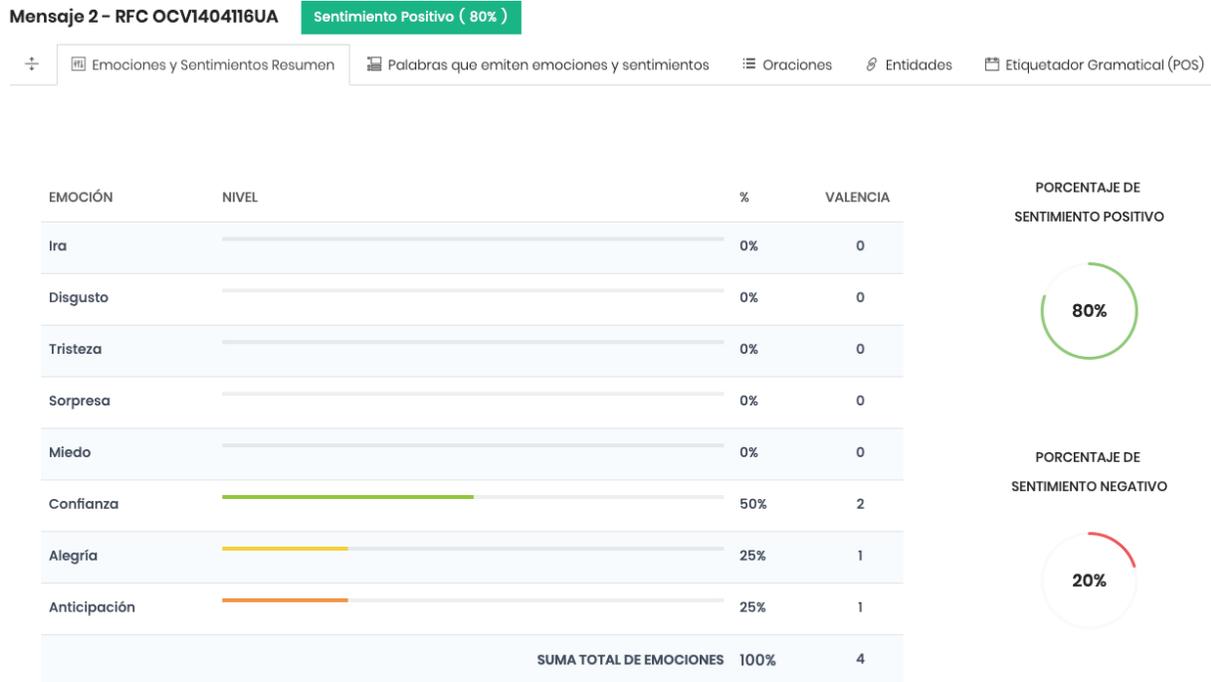


Figura 3. Análisis de emociones y sentimientos del mensaje 2.
Fuente: Elaboración propia.

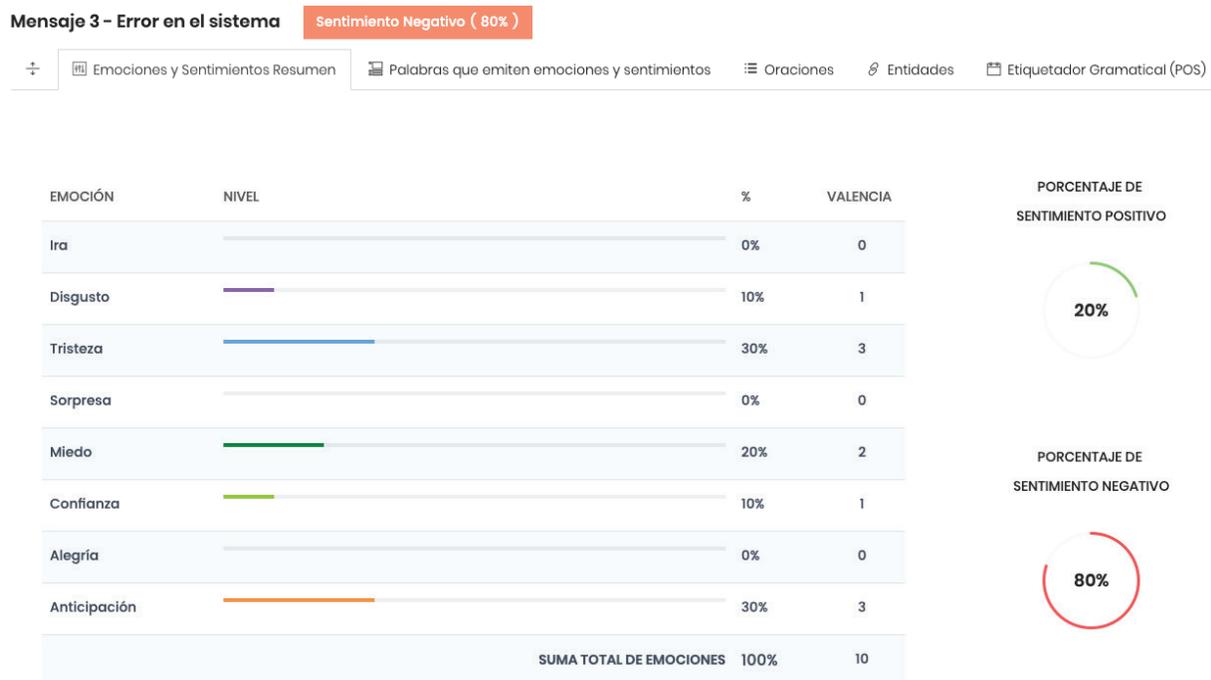


Figura 4. Análisis de emociones y sentimientos del mensaje 3.
Fuente: Elaboración propia.

La clasificación y el orden de los e-correos se establece de acuerdo con el análisis de emociones y sentimientos que se realizó al texto de los mensajes con el resultado del porcentaje de polaridad negativa. Los más negativos primero y así sucesivamente, en un orden descendente como se muestra en la Tabla 8.

Precisión

Se determinó que de los 2,000 e-correos, 1,849 se analizaron y se clasificaron de manera correcta y solo 151 mensajes no entraron en la clasificación esperada, dando como resultado una precisión del 92%.

$$\text{Precisión} = 1,849 / 2,000 = 0.92$$

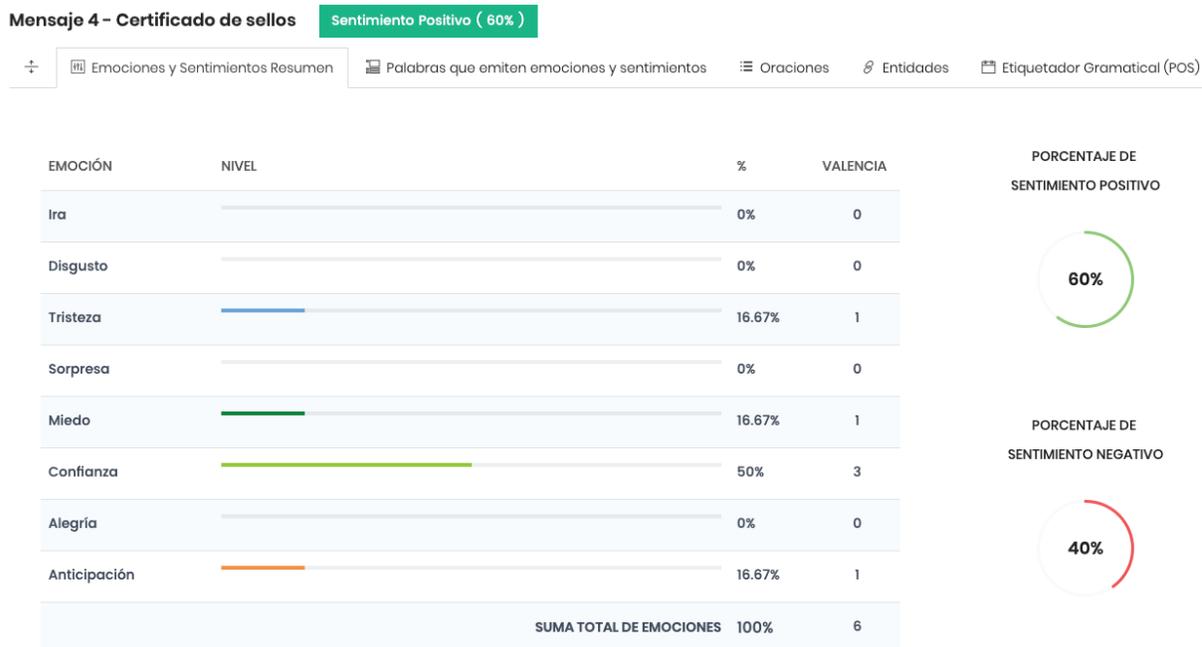


Figura 5. Análisis de emociones y sentimientos del mensaje 4.
Fuente: Elaboración propia.

Tabla 8. Clasificación y orden de los mensajes de los e-correos.

Mensaje	Emociones							Sentimientos		
	Ira	Disgusto	Tristeza	Sorpresa	Miedo	Confianza	Alegría	Anticipación	Positivo	Negativo
3	0.00	0.10	0.30	0.00	0.20	0.10	0.00	0.30	0.20	0.80
4	0.00	0.00	0.17	0.00	0.17	0.50	0.00	0.17	0.60	0.40
2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.25	0.25	0.80	0.20
1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.33	0.00	0.67	1.00	0.00

Fuente: Elaboración propia.

Impacto del clasificador de e-correo en la organización

La atención y el soporte al cliente normalmente se realizan por medios electrónicos, pues el total de la información se maneja en modo de texto. Actualmente la empresa dedicada al servicio web de facturación electrónica en México cuenta con una cartera de 2,544 clientes activos, de los cuales se tiene una actividad constante mensual con al menos 1,600 clientes. El 80% del soporte que se ofrece a esta población de clientes es por e-correo. Para la empresa el servicio es uno de los

procesos de comunicación más importantes. El poder identificar las emociones y sentimientos de los clientes es un factor que determina qué tipo de soporte y la prioridad de servicio que se le va a ofrecer.

La lectura y el análisis de los e-correos se realizaban manualmente para clasificarlos de acuerdo con su tipo y prioridad de servicio. En promedio se han recibido 450 e-correos semanalmente, 1,950 mensualmente y 23,400 anualmente que el personal encargado de servicio y soporte tenía que analizar uno por uno para su clasificación.



Figura 6. Nivel de emociones acumuladas del total de e-correos.

Fuente: Elaboración propia.

Con el clasificador, el análisis de emociones y sentimientos de los mensajes de los e-correos es instantáneo. Los e-correos se pueden canalizar a los departamentos correspondientes de acuerdo con su polaridad positiva o negativa y con el contenido en el texto, dando prioridad a los mensajes más negativos para ser atendidos cuanto antes.

Dentro de la organización, con el clasificador se ha podido medir el nivel de satisfacción de los clientes por medio del canal de comunicación que representa el e-correo. Una vez que se obtuvo el acumulado total del análisis de los 2,000 e-correos, se determinó el nivel de satisfacción general de los clientes por la polaridad del sentimiento que fue del 97.85% positivo y 2.15% negativo. El nivel de emociones acumuladas se muestra en la Figura 6. Como se observa en la Figura 6, las tres emociones que impactan sobre la satisfacción del cliente por medio del canal de comunicación de e-correos son positivas, con un 39.94% de confianza, 31.05% de alegría y un 21.11% de anticipación.

Conclusiones

El agregar estructura al texto extraído del mensaje del e-correo proporciona contenido significativo para la toma de decisiones. Ignorar estos datos en el mundo de las empresas podría llevar a la insatisfacción del cliente o a la pérdida del mismo. La información resultante permite a las empresas identificar las preferencias de los consumidores, sus comentarios y el comportamiento relacionado con algún producto o servicio.

El desempeño del algoritmo de PLN NLC de Google es eficiente al etiquetar gramaticalmente cada palabra del mensaje del e-correo que forma parte del discurso, dando formato y estructura al texto del mensaje. La base de datos léxica EmoLex1 contiene un vasto diccionario de palabras en español que emiten emociones y sentimientos, de gran importancia para esta investigación.

Cabe mencionar que los recursos mencionados son ajenos una vez que se integran con el algoritmo del clasificador de urgencias de e-correos es posible: filtrar palabras, compararlas con la base de datos léxica, calcular las valencias y porcentajes de las emociones y sentimientos para la clasificación de los e-correos.

Los resultados obtenidos demuestran que es significativa la utilidad de manejar características emocionales y sentimentales sobre e-correos, ya que se pueden clasificar y canalizar a los departamentos correspondientes de acuerdo con su polaridad de sentimiento para ser atendidos a la brevedad. También se mide la satisfacción del cliente sobre el canal de comunicación de e-correos sobre la atención y soporte del servicio de facturación electrónica. La metodología de esta investigación arroja una precisión del 92% sobre el análisis de los e-correos, la cual es bastante aceptable.

El procedimiento aplicado para clasificar y analizar este volumen de conjunto de datos se puede utilizar como marco para otras tareas que involucren grandes colecciones de textos (chats, mensajes, blogs, redes sociales, etc.), cuyo procesamiento sea impráctico por medios manuales.

¹ El uso de lexicones o base de datos léxicas en español no es tan común ya que la mayoría de estos recursos vienen en el idioma inglés. Uno de los lexicones más completo y que ha sido traducido a diferentes idiomas es el EmoLex, el cual fue utilizado para el desarrollo de este artículo. Existen otros lexicones que se han vuelto populares, los cuales son evaluados y comparados en diferentes artículos. Con la finalidad de orientar al lector, en las Referencias se comparte la ficha de la lectura: Inserción de Conocimiento Emocional Externo a un Clasificador Lineal de Emociones (Arco et al., 2018).

Agradecimientos

A la empresa EDIGITAL SOLUCIONES TECNOLÓGICAS SA DE CV por la aportación del conjunto de datos.

Referencias

- Arco, F.M., Martínez-Cámara, E., Valdivia, M.T., & López, L.A. (2018). SINAI en TASS 2018: Inserción de Conocimiento Emocional Externo a un Clasificador Lineal de Emociones (SINAI at TASS 2018: Lineal Classification System with Emotional External Knowledge). TASS@SEPLN. 125-130.
- Crossley, S. A., Kyle, K., & McNamara, D.S. (2017). Sentiment Analysis and Social Cognition Engine (SEANCE): An automatic tool for sentiment, social cognition, and social-order analysis. *Behav Res*, 49: 803. doi: 10.3758/s13428-016-0743-z
- FrozenFrog Software. (2019). Emailparser. Consultado el 9 de febrero del 2019. FrozenFrog Software. Recuperado de <https://www.emailparser.com/>
- Google. (2019a). Gmail. Consultado el 9 de febrero del 2019. Google. Recuperado de <https://www.gmail.com/mail/help/intl/es/about.html?iframe>
- Google. (2019b). Natural Language Cloud. Consultado el 14 de febrero del 2019. Google. Recuperado de <https://cloud.google.com/natural-language/?hl=es>
- Hoogendoorn, M., Berger, T., Schulz, A., Stolz, T., & Szolovits P. (2016). Predicting Social Anxiety Treatment Outcome Based on Therapeutic Email Conversations. *IEEE*, 21(5), 1449-1459. doi: 10.1109 / JBHI.2016.2601123
- Inbenta. (2019). Descubre si las opiniones de tu cliente son positivas o negativas. Consultado el 9 de febrero del 2019. Inbenta Technologies Inc. Recuperado de <https://www.inbenta.com/mx/caracteristicas/autoservicio/analisis-de-sentimientos/>
- Jayathilaka, K.M.P.N., Weerasinghe A.R., & Wijesekara W.M.L.K.N. (2016). Making sense of large volumes of unstructured email responses. *IEEE*, 35-40. doi: 10.1109 / ICTER.2016.7829896
- Jiang, J., Chen, J., Choo, K.K.R., Liu, K., Liu C., Yu, M., & Mohapatra P. (2018). Prediction and Detection of Malicious Insiders' Motivation based on Sentiment Profile on Webpages and Emails. *IEEE*, 225-229. doi: 10.1109 / MILCOM.2018.8599790
- Lee J., Thabsuwan C., Pongpaichet S., & Kim K. (2018). Towards Building a Human Perception

- Knowledge for Social Sensation Analysis. IEEE, 668-671. doi: 10.1109/WI.2018.00-15
- Mahlawi, A., Q. & Sasi, S. (2017). Structured Data Extraction from Emails. IEEE, 20-22. doi: 10.1109 / NETACT.2017.8076789
- Microsoft. (2019). Microsoft Outlook. Consultado el 9 de febrero del 2019. Microsoft. Recuperado de <https://products.office.com/es-mx/outlook/email-and-calendar-software-microsoft-outlook>
- Miller, R. & Charles, E. (2016). A psychological based analysis of marketing email subject lines. IEEE, 58-65. doi: 10.1109/ICTER.2016.7829899
- Mohammad, S. & Turney, P. (2013). Computational Intelligence, 29 (3), 436-465.
- Mohammad, S. M., Sobhani, P., & Kiritchenko, S. (2017). Stance and sentiment in tweets. Special Section of the ACM Transactions on Internet Technology on Argumentation in Social Media, 17(3), 1-19. doi: 10.1145/3003433
- Mohammad, S. M., Marquez, F., Mohammad, S., & Kiritchenko S. (2018). Semeval 2018 Task 1: Affect in tweets. In Proceedings of International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2018), New Orleans, LA, USA. 1-17. doi: 10.18653/v1/S18-1001
- Singh, J., Singh, G.S., & Singh, R. (2017). Optimization of sentiment analysis using machine learning classifiers. Human Centric Computing and Information Sciences, 7: 32. doi: 10.1186/s13673-017-0116-3
- Zhang, H., Gan, W., & Jiang, B. (2014). Machine learning and lexicon based methods for sentiment classification: A survey. In X. Yuan & X. Meng (Eds.), Proceedings of the 11th Web information system and application conference. 262-265. Piscataway: IEEE Press.
- Recibido:** 23 de mayo de 2019
Corregido: 2 de julio de 2019
Aceptado: 3 de julio de 2019
- Conflicto de interés:** No existe conflicto de interés