

*Comunicación en Congreso*

# **CLASIFICACIÓN DE SENTIMIENTOS EN OPINIONES DE UNA RED SOCIAL BASADA EN DIMENSIONES EMOCIONALES**

## **CLASSIFICATION OF FEELINGS IN SOCIAL MEDIA OPINIONS BASED ON EMOTIONAL DIMENSIONS**

*Matias N. Amor<sup>(1)</sup>, Agustina Monge<sup>(2)</sup>, María Lorena Talame<sup>(3)</sup>, Alejandra C. Cardoso<sup>(4)</sup>*

<sup>(1)</sup> Facultad de Ingeniería. Universidad Católica de Salta  
mnamor@ucasal.edu.ar

<sup>(2)</sup> Facultad de Ingeniería. Universidad Católica de Salta  
agum\_96@hotmail.com

<sup>(3)</sup> Facultad de Ingeniería. Universidad Católica de Salta  
mltalame@ucasal.edu.ar

<sup>(4)</sup> Facultad de Ingeniería. Universidad Católica de Salta  
acardoso@ucasal.edu.ar

## **Resumen:**

En el tratamiento de las opiniones textuales, muchos trabajos de investigación se han centrado en el reconocimiento de la polaridad de los textos. Son escasas las investigaciones que profundizaron en la detección de uno o más sentimientos en textos de opinión. Determinar el sentimiento de un usuario, expresado en un mensaje textual, puede entenderse como clasificar o categorizar el mensaje según las características del mismo. Una forma de categorizar textos es con el uso de diccionarios léxicos, en los cuales las palabras están asociadas a una puntuación.

En este artículo se describe un método para clasificar textos breves u opiniones de la red social Twitter, según el sentimiento que expresan. Se utilizó un diccionario de palabras con tres valoraciones asociadas a las dimensiones emocionales: valencia, activación y dominancia. Los textos se clasificaron en cuatro sentimientos: ira, asco, tristeza y felicidad.

## **Abstract:**

In the treatment of textual opinions, many researches have focused on the recognition of the polarity of texts. Few researches have gone into the detection of one or more feelings in opinion texts. Determining a user's feeling, expressed in a textual message, can be understood as classifying or categorizing the message according to their characteristics. One way of categorizing texts is with the use of lexical dictionaries, in which words are associated with punctuation.

This paper describes a method to classify short texts or opinions from the social media Twitter, according to the feeling they express. A word dictionary was used with three ratings associated to the emotional dimensions: valence, activation and dominance. The texts were classified into four feelings: anger, disgust, sadness and happiness.

**Palabras Clave:** *diccionario léxico, emociones, opiniones, Twitter*

**Key Words:** *lexicon dictionary, emotions, opinions, Twitter*

## **I. CONTEXTO**

Este trabajo fue realizado en el marco del proyecto de investigación “Minería de opiniones: análisis de sentimientos en una red social”, en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Católica de Salta, financiado por el Consejo de Investigaciones.

## **II. INTRODUCCIÓN**

La minería de textos se define como el proceso de analizar un texto para extraer información con algún propósito específico, en particular, nueva información desconocida inicialmente. La minería de opiniones es un área de la minería de textos que consiste en el análisis de opiniones, sentimientos y emociones manifestados en forma textual. Dado el auge de las redes sociales donde los usuarios pueden manifestar sus pareceres sobre un determinado producto, persona o algún suceso, hay un interés cada vez mayor en conocer y analizar estos comentarios. La detección automática de emociones en las opiniones de usuarios, clientes o alumnos puede ayudar a los responsables de distintas áreas a prevenir problemas o medir el nivel de satisfacción. La red social Twitter se ha convertido en una excelente herramienta para conocer en tiempo real las opiniones que los usuarios expresan sobre una gran variedad de temas.

La identificación del sentimiento de un usuario, expresado en un mensaje textual, puede entenderse como clasificar o categorizar el mensaje según las características del mismo. Una forma de categorizar textos es con el uso de diccionarios léxicos, es decir, un listado de palabras, cada una de las cuales tiene asociado un puntaje de emoción.

Este trabajo realiza una experimentación con un diccionario de palabras con tres puntuaciones asociadas a las dimensiones emocionales: valencia, activación y dominancia. Los textos se obtuvieron de la red social Twitter y se clasificaron en cuatro categorías o sentimientos: ira, felicidad, asco y tristeza. Debido a las características de textos de opinión, sin formato, informales, con errores de ortografía y/o con imágenes, fue necesario realizar una serie de acciones a modo de limpieza y preparación, de tal manera de eliminar las características poco significativas y mantener la mayor cantidad de información posible.

## **III. ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS**

Muchas investigaciones se centraron en la detección de la polaridad de la opinión, es decir, determinar si una opinión es positiva o negativa. En algunos casos, también se consideró la opinión neutra para diferenciar aquellos textos objetivos o sin una opinión explícita. Son escasas las investigaciones que profundizaron en la detección de uno o más sentimientos en textos de opinión.

Los enfoques más populares para la clasificación de sentimientos se basan en dos métodos: por un lado, en el uso de diccionarios léxicos, es decir, una lista de palabras con un determinado peso o categoría emocional y, por el otro, en el aprendizaje computacional, en el cual los algoritmos utilizados deben ser entrenados con un conjunto de datos suficientemente grande y previamente etiquetado con las categorías correspondientes. En [1] se combinan los dos enfoques para la clasificación de textos de opinión.

Respecto a los recursos lingüísticos, existe una variedad para el idioma inglés, entre ellos SentiWordNet [2] que contiene más de 15000 palabras, entre sustantivos, verbos, adjetivos y adverbios; ANEW [3] una colección de términos puntuadas en términos de placer, excitación y dominio; AFINN [4] asigna una puntuación entre -5 y +5 a cada palabra. Respecto a nuestro idioma, la adaptación de ANEW al español [5] contiene, aproximadamente, 1.000 términos y, entre otros trabajos, fue utilizado en [6] para analizar las opiniones de clientes de hoteles.

#### A. Emociones

Los seres humanos constantemente expresan sus emociones con respecto a distintos hechos que suceden en sus vidas cotidianas. Paul Ekman [7] las clasifica en seis emociones básicas:

- Asco: expresa el rechazo a estímulos determinados que resultan desagradables para alguno de los sentidos.
- Ira: se expresa a través del resentimiento o de la irritabilidad.
- Miedo: sensación de angustia ante una amenaza o peligro.
- Felicidad: estado emocional agradable, engloba un amplio rango de sentimientos, desde la satisfacción hasta la euforia.
- Tristeza: se experimenta ante una pérdida o un duelo.
- Sorpresa: no es considerada positiva ni negativa (es decir, agradable o desagradable) se experimenta ante un evento inesperado o imprevisto.

Una manera de representar las emociones consiste en asignarles un valor en un espacio de tres dimensiones:

- *Valencia*: indica el nivel de agrado ante un estímulo, el rango de valoración está entre lo agradable y lo desagradable.
- *Activación* (excitación): indica la intensidad de la emoción que provoca un estímulo, desde calmado hasta activado.
- *Dominancia*: indica el grado de control que ejerce un estímulo sobre el individuo. Se establece entre dominante y sumiso.

En el caso particular de la información textual, el estímulo se refiere a la emoción que se produce en un individuo cuando escribe o lee una palabra o frase.

Cabe aclarar que, si bien los términos “emoción” y “sentimiento” denotan distintos conceptos, para este trabajo se consideran como sinónimos.

## IV. DICCIONARIOS DE DIMENSIONES

### EMOCIONALES

Si bien son múltiples las investigaciones que usaron lexicones para la clasificación textual, son pocas las que siguieron el enfoque de las dimensiones emocionales: valencia, activación y dominancia (VAD). Por ejemplo, en [8] se utilizó un lexicón VAD de propósito general para comprender cómo las emociones afectan la productividad en el desarrollo de software, a partir de informes técnicos.

Para esta investigación se utilizó como diccionario base el NRC VAD Lexicón [9]. Este dataset tiene más de 20.000 palabras en inglés y sus puntajes de valencia, activación y dominancia. Para cada palabra los puntajes varían de 0 (V, A o D más bajo) a 1 (V, A o D más alto).

Este listado está en inglés, pero cuenta con una traducción al idioma español.

También se usó otro diccionario, NRC Emotion Lexicon, basado en emociones [10] [11]. Se trata de la asociación de más de 14.000 palabras con ocho emociones (ira, miedo, anticipación, confianza, sorpresa, tristeza, alegría y asco) y dos sentimientos (positivo y negativo). Está disponible en 40 idiomas, incluido el español.

ejemplo, en la Tabla II, se observan las palabras en inglés traducidas como “alegre” en español.

Se observó que para algunas palabras no existía su equivalente masculino o femenino. Por ejemplo, el puntaje para “lindo” existía en el listado, pero no se encontró la palabra “linda”. Se decidió, en estos casos otorgar la misma puntuación, para asegurar una mayor integridad en el lexicón.

TABLA I  
PALABRAS CON VAD Y SENTIMIENTOS ASOCIADOS

English	Palabra	V	A	D	Ira	Anticip.	Asco	Miedo	Alegría	Tristeza	Sorpresa	Confianza
abacus	ábaco	0,510	0,276	0,485	0	0	0	0	0	0	0	1
bankruptcy	bancarrota	0,010	0,696	0,209	1	0	1	1	0	1	0	0
disgrace	desgracia	0,061	0,531	0,331	1	0	1	0	0	1	0	0
abduction	secuestro	0,062	0,990	0,673	0	0	0	1	0	1	1	0
aberration	aberración	0,125	0,816	0,417	0	0	1	0	0	0	0	0
homicide	homicidio	0,010	0,973	0,518	1	0	1	1	0	1	0	0
chaos	caos	0,016	0,923	0,373	1	0	0	1	0	1	0	0
abnormal	anormal	0,137	0,604	0,309	0	0	1	0	0	0	0	0
terrorist	terrorista	0,019	0,930	0,679	1	0	1	1	0	1	1	0
abominable	abominable	0,120	0,731	0,482	0	0	1	1	0	0	0	0
deceit	engaño	0,020	0,696	0,343	1	0	1	1	0	1	1	0
abrupt	abrupto	0,271	0,819	0,545	0	0	0	0	0	0	1	0
absence	ausencia	0,153	0,235	0,266	0	0	0	1	0	1	0	0
damage	dañar	0,059	0,726	0,403	1	0	1	0	0	1	0	0
absolution	absolución	0,715	0,500	0,664	0	0	0	0	1	0	0	1
abundance	abundancia	0,812	0,690	0,852	0	1	1	0	1	0	0	1
abundant	abundante	0,958	0,590	0,760	0	0	0	0	1	0	0	0
hell	infierno	0,020	0,918	0,565	1	0	1	1	0	1	0	0

Para el procesamiento posterior, se unieron los dos diccionarios de tal manera de obtener un listado de palabras en español, con sus correspondientes puntajes de las tres dimensiones emocionales y la asociación con las ocho emociones. En la Tabla I se puede apreciar parte del listado obtenido.

En este listado se encontraron términos que requirieron acciones de transformación o refinamiento. Algunas palabras en inglés en estos diccionarios tenían la misma traducción en español. Estos casos fueron revisados y se optó por reescribir los vocablos correctos, muchas veces ayudados por diccionarios y traductores online. Por

Finalmente, el listado obtenido, que llamamos NRC-Final, contiene 13215 palabras con puntaje VAD.

## V. CORPUS

Los corpus de opiniones textuales en idioma español disponibles para investigaciones de análisis de sentimientos suelen estar etiquetados por la polaridad que manifiestan. Sin embargo, no se encontraron corpus etiquetados con el sentimiento que expresan. Por lo tanto, se creó un conjunto de textos para realizar los experimentos.

Aunque el lenguaje español se habla en muchos países, su uso coloquial es diferente en muchos de ellos. Por ejemplo, “estar sin un mango” y “estar en el horno” son modismos argentinos para indicar tener poco dinero, en el primer caso, y tener un problema, en el segundo. Estas expresiones pueden ser frecuentes en opiniones originadas en nuestro país, pero difícilmente en aquellas generadas en otros países de habla hispana. Por esta razón, para este trabajo se optó por crear un corpus de textos cortos obtenidos de la red social Twitter (llamados *tweets*), en lenguaje español y generados en Argentina (según identificador de geolocalización), es decir, los textos que serán objeto de estudio suelen ser textos informales, sin formato. Entre Octubre de 2018 y Febrero de 2019, utilizando la API de Twitter [12], se recopilaron tweets públicos relacionados a los temas más populares o *trending topic*<sup>1</sup> de esos meses. Para formar el corpus de estudio se descartaron los tweets que contenían solo imágenes, solo *emojis*<sup>2</sup>, menos de 5 palabras y los re-tweets<sup>3</sup>.

En un trabajo anterior de este equipo de investigación, se clasificaron manualmente parte de los tweets recopilados. Luego, se experimentó con algoritmos semi supervisados para obtener un conjunto mayor de mensajes etiquetados. Para el etiquetado se propusieron las seis categorías o sentimientos, considerados básicos, según la clasificación de Paul Ekman [7]: asco, felicidad, ira, tristeza, miedo y sorpresa. Además, se consideró otra

categoría para indicar que el tweet no expresaba sentimiento (podría tratarse de una publicidad o noticia, es decir, el texto no era subjetivo) o el sentimiento era

TABLA II  
EJEMPLO DE PALABRAS EN INGLÉS CON IGUAL  
TRADUCCIÓN EN ESPAÑOL

Inglés	Español	Valencia	Activación	Dominancia
cheerful	alegre	0,990	0,720	0,696
chipper	alegre	0,418	0,588	0,500
rollicking	alegre	0,878	0,806	0,552
perky	alegre	0,896	0,792	0,673
glad	alegre	0,938	0,760	0,740
cheery	alegre	0,949	0,657	0,486
jolly	alegre	0,959	0,705	0,708
merry	alegre	0,979	0,731	0,764
joyfull	alegre	0,990	0,740	0,667

confuso. Para trabajar con un conjunto balanceado de datos de cada categoría y se descartaron los tweets categorizados con los sentimientos miedo y sorpresa que, en el corpus, representaban menos del 10%. Por lo tanto, se dispone de un corpus de 4800 tweets etiquetados con asco, felicidad, ira, tristeza y sin sentimiento o asociado a otro sentimiento (SS/Otro).

## VI. PREPARACIÓN DEL CORPUS

Muchos comentarios en las redes sociales no suelen tener en cuenta las reglas ortográficas, utilizan palabras del lunfardo o abreviaturas y algunas veces, acentúan sus emociones con el uso de emojis, repetición de letras, palabras en mayúsculas o signos de exclamación. Por esta razón, se realizó una serie de acciones a modo de limpieza de los textos, para lo cual se desarrolló un programa Python.

En primer lugar, los mensajes se convirtieron a minúsculas. Luego, se realizaron las tareas típicas de preprocesamiento de textos y otras consideradas necesarias para este dominio:

<sup>1</sup> Palabras o frases más repetidas en un momento concreto en los mensajes de una red social.

<sup>2</sup> Pequeñas imágenes que representan emociones, comidas, lugares, etc.

<sup>3</sup> Tweet replicado por otro usuario.

- *Eliminación de stopwords*: se eliminan las palabras que carecen de un significado por sí solas (artículos, pronombres, conjunciones, etc.) ya que por su alta frecuencia de aparición generan ruido en el análisis.
- *Tokenización*: consiste en la segmentación de palabras.
- *Eliminación de nombres de usuarios*: los nombres de usuarios comienzan con @ y para este análisis no se consideraron relevantes. Se utilizó una expresión regular para identificarlos
- *Eliminación de URL*: se consideró que las referencias a URL no influyen en la clasificación, por lo tanto, se eliminaron. Por lo general, son referencias a imágenes o noticias y no son visualizadas para analizar el tweet.
- *Eliminación del símbolo “#”*: algunos usuarios emplean los hashtags<sup>4</sup> como parte del mensaje. Por ejemplo: “*Hola 2019! Por un año lleno de #alegría #felicidad #salud #amor #dinero #amigos #fútbol*”. En este ejemplo, la eliminación de todos los hashtags implicaba perder gran parte del contenido del texto. Por lo tanto, se decidió eliminar solo el símbolo “#”, quedando, para este caso: “*Hola 2019! Por un año lleno de alegría felicidad salud amor dinero amigos fútbol*”.
- *Reemplazo de abreviaciones*: es común el uso de abreviaturas en los tweets. Por ejemplo, se reemplazó el “x” por la palabra “por” y “xq” por “porque”, entre otras.
- *Reemplazo de emojis por su correspondiente traducción textual* (en inglés): los emojis frecuentemente son incluidos como parte del mensaje,

es decir, reemplazan palabras del mensaje. Por ejemplo, “*Todo listo ✈, por fin vacaciones! necesito 🍷🍷 y mucha 🎵🎵*”. Eliminarlos implicaría pérdida de información relevante ya que se consideró un factor importante a la hora de establecer la emoción del tweet. Se utilizó la librería emoji (Python) que detecta símbolos Unicode y devuelve la correspondiente traducción textual. Algunos ejemplos se pueden observar en la Tabla III.

TABLA III  
EJEMPLOS EMOJIS Y TRADUCCIONES

Emoji	Traducción Unicode
	blond_haired_woman_light_skin_tone
	sleepy_face
	red_heart

- *Negaciones*: una opinión negativa puede ser expresada con términos positivos negados; los trabajos [13] y [14] establecieron alguno de estos términos (sin, no, basta, nunca). NRC Lexicon contiene alrededor de 140 palabras precedidas con los términos “no” y “sin”, con lo cual, para este trabajo se consideró suficiente y no fue necesario otro tipo de procesamiento.

Frecuentemente, para el análisis de los textos, se lematizan las palabras, es decir, se las reduce a aquel vocablo que represente todas las formas flexionadas de la misma palabra (conjugadas, en plural, etc.). Sin embargo, en este trabajo no se realizó esta

<sup>4</sup> Palabra o frase precedida por el símbolo numeral (#) que se utiliza en redes sociales para destacar o agrupar mensajes

transformación debido a que los diccionarios NRC contienen palabras flexionadas,—lo que conllevaría a perder información importante.

## VII. CLASIFICACIÓN DE SENTIMIENTOS

La colección NRC-Final proporciona los valores de valencia, activación y dominancia de cada palabra. Las apariciones de estas palabras en un texto pueden usarse, para ponderar la oración en el plano emocional. Este es un enfoque ingenuo ya que las palabras a menudo cambian su significado o valor emocional cuando se usan en diferentes contextos [15].

Siguiendo este criterio, el proceso de clasificación de tweets se llevó a cabo, en primer lugar, determinando los centroides de cada emoción y, en segundo lugar, estableciendo el sentimiento de cada opinión por la menor distancia a alguno de esos centroides. Es importante aclarar que, para el cálculo de los centroides, del listado NRC-Final, solo se utilizó la información referida a los cuatro sentimientos analizados, es decir, los datos de los sentimientos anticipación, miedo, sorpresa y confianza quedaron fuera del alcance de este trabajo.

### A. Centroides de las emociones

Se asume que las palabras asociadas a una emoción tienen valores VAD similares y, por lo tanto, estarán ubicadas cercanas en el espacio de dimensiones VAD. Los puntos medios, en ese espacio, de las palabras de

cada emoción los llamamos centroides.

Para obtener el centroide de cada emoción se realizó el promedio de cada dimensión emocional de aquellas palabras asociadas a la emoción [15]. De esta manera, se usaron 1247 palabras para determinar el centroide de Ira, 689 para el centroide de Felicidad, 1058 para el de Asco y para Tristeza se usaron 1119 palabras. La Tabla IV detalla los valores medios de cada dimensión y los respectivos valores de desviación estándar.

En la Fig. 1 se muestra la ubicación de los centroides en el espacio de dimensiones. El centroide de la categoría

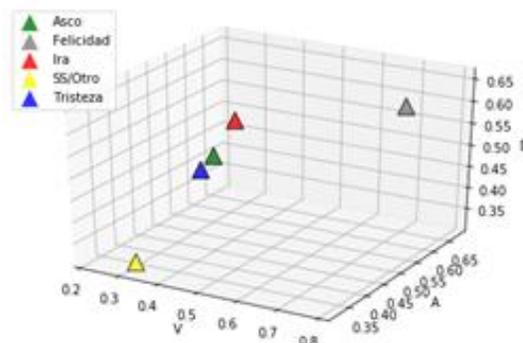


Fig. 1 Centroides de emociones

SS/Otro, que representa a textos sin emoción o con otro sentimiento no analizado, se obtuvo empíricamente. Vale destacar que el centroide obtenido (0.32, 0.32, 0.32) se considera aceptable si se tiene en cuenta que no sólo representa a textos sin emoción o neutros, como en el caso de [15] que utilizaron el centroide (0.5, 0.5, 0.5).

Es importante aclarar que algunas palabras están asociadas a más de una emoción o categoría. Es el caso, por ejemplo, de la palabra “desgracia” asociada a ira, asco y tristeza. También se puede observar en la Tabla I que algunas palabras no están asociadas a los

TABLA IV. CENTROIDES

	Valencia		Activación		Dominancia	
	M	D	M	D	M	D
<b>Felicidad</b>	0,640	0,229	0,526	0,177	0,595	0,159
<b>Asco</b>	0,229	0,170	0,627	0,172	0,410	0,149
<b>Ira</b>	0,242	0,177	0,676	0,166	0,477	0,162
<b>Tristeza</b>	0,226	0,175	0,591	0,183	0,393	0,156

M: media. D: desviación estándar

sentimientos analizados, (por ejemplo, la palabra “ábaco”), por lo tanto, no participa en el cálculo de ninguno de los cuatro centroides de sentimientos, pero queda disponible para, eventualmente, ser parte de la evaluación de alguna oración. En la Fig. 2 se puede apreciar la distribución de las palabras intervinientes en el cálculo de los centroides de las cuatro emociones consideradas.

**B. Clasificación de tweet según distancia a centroides**

Para determinar la polaridad de las oraciones, la práctica más común es calcular el promedio de los puntajes de las palabras que componen el mensaje [16]. Siguiendo este criterio se realizó la clasificación de los tweets considerando que en este trabajo las puntuaciones están formadas por tres valores.

usadas para determinar la cercanía a alguno de los centroides, es decir, a alguna emoción. El valor VAD de una oración se calcula promediando los valores VAD de cada una de las palabras [15]. De esta manera, cada tweet tiene también asociado las tres puntuaciones VAD que serán utilizadas para asignar el sentimiento.

Como se comentó anteriormente, los emojis intervienen en el cálculo del valor VAD del texto. Debido a que no se posee un diccionario de emojis con sus respectivos valores VAD, se realizaron una serie de cálculos para obtener el valor de cada dimensión emocional asociado al emoji. Primero, cada emoji se lo tradujo al inglés. Luego, se buscó cada palabra de esta traducción en el diccionario NRC-Final. Por último, se promediaron los valores VAD de dichas palabras obteniendo el valor

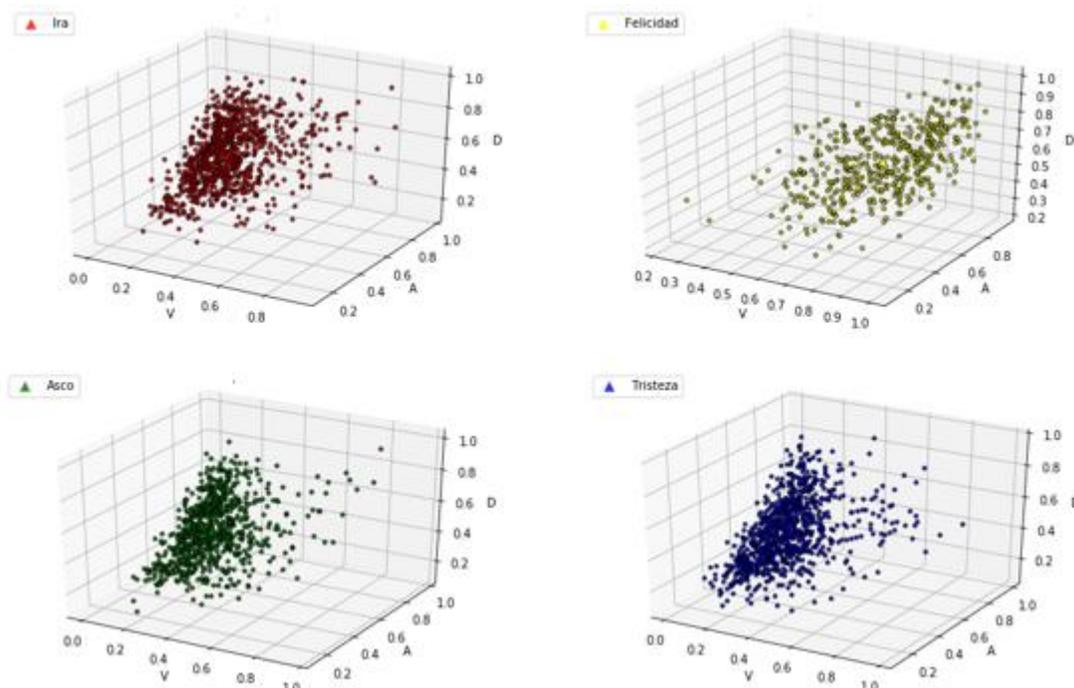


Fig. 2 Distribución de palabras que determinan los centroides

Como resultado de la limpieza (sección 0), cada tweet quedó reducido en cantidad de palabras, y éstas son las

<http://reddi.unlam.e>

Tabla V. Ejemplo cálculo VAD para emojis

	V	A	D
red	0,427	0,385	0,377
heart	0,827	0,5	0,693
<b>red_heart</b>	<b>0,627</b>	<b>0,4425</b>	<b>0,535</b>

VAD asociado al emoji. En la Tabla V se observa el valor VAD del emoji “red\_heart”. En la primera fila se observan los valores de la palabra “red” y en la segunda fila, los valores de “heart”. En la última fila se aprecian los valores VAD del emoji calculado como el promedio de cada dimensión.

La distribución de los tweets clasificados siguiendo este método se observa en la Fig. 3.

palabras con VAD, por considerarlas insuficientes para realizar la clasificación. De esta manera, los tweets para el análisis son 4612.

La emoción o sentimiento de cada tweet se determina identificando el centroide más cercano, es decir, calculando la distancia entre dos puntos en el espacio. Para esto se utilizó la fórmula de cálculo de distancia Euclídea [17]. De los tweets disponibles, 3436 fueron clasificados correctamente, es decir, la clasificación por aproximación a un centroide coincidió con la

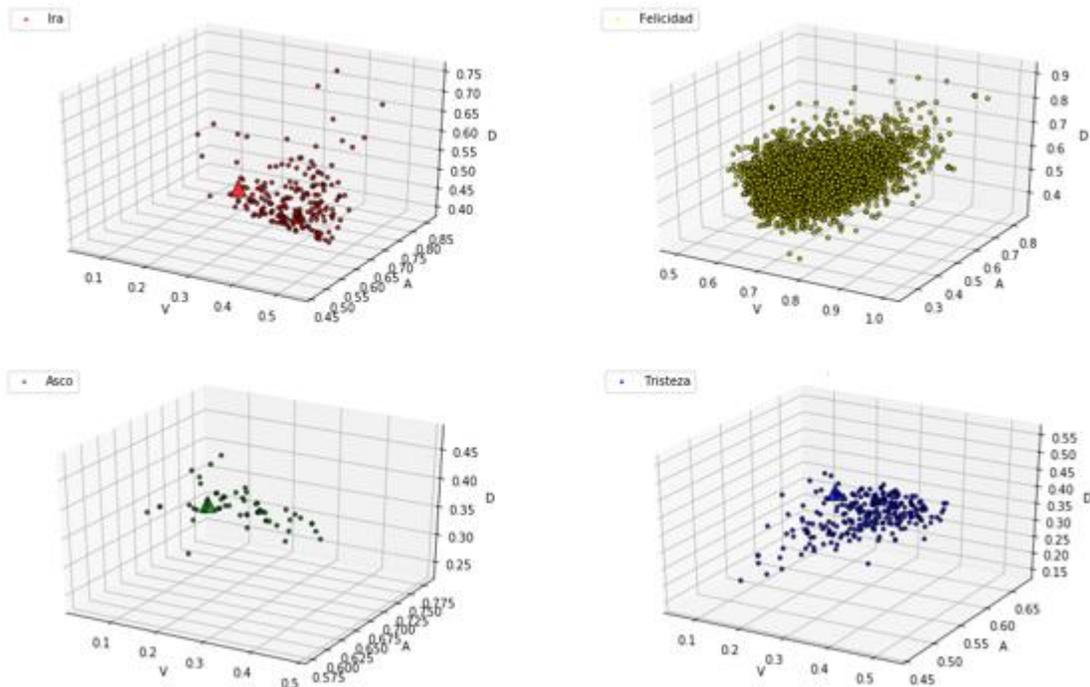


Fig. 3 Clasificación de tweets

### VIII. RESULTADOS

Como el sentimiento expresado en el texto se obtiene de los valores VAD de las palabras que lo componen, se descartaron los tweets que no contuvieran términos en el diccionario y aquellos que tuvieran menos de tres

clasificación asignada previamente. Esto representa el 74,50% de aciertos.

La performance de clasificación de cada sentimiento se detalla en la Tabla VI. Los mejores resultados los obtiene el sentimiento Felicidad con 86,87% de precisión y 95,37% de recall. Entre los otros tres sentimientos el que obtiene mejores resultados es Tristeza.

#### A. Análisis de errores

Si bien se considera que alrededor de 75% de aciertos en la clasificación es significativo, resulta importante analizar los puntos que podrían mejorar la performance del método. Entre estos destacamos:

- Un gran número de palabras del corpus no estaban representadas en el diccionario, por lo cual no fueron parte del cálculo VAD de los tweets donde aparecían.
- En el corpus existen palabras coloquiales o del lunfardo que, si bien algunas forman parte del diccionario NRC VAD tienen una significación diferente. Por ejemplo, las palabras “gato” o “perro” en el diccionario tienen una ponderación de emoción positiva. Sin embargo, en algunos tweets se usaron esas palabras con un sentido contrario, utilizadas como insulto.
- Algunas palabras del diccionario NRC Emotion están asociadas a más de un sentimiento, por lo cual, forman parte del cálculo de cada centroide. Esto no permite que los centroides de los sentimientos negativos (ira, asco y tristeza) estén suficientemente separados (se puede observar en la Fig. 1), lo cual ocasiona que a la hora de clasificar resulte mínima la diferencia entre estos sentimientos.
- No todas las palabras asociadas a una misma emoción tienen valores VAD similares, como era de esperar. En la Fig. 1 se puede observar que algunas palabras están dispersas en el espacio, alejadas del punto medio. Esto

TABLA VI  
RESULTADOS

Emoción	Precision	Recall
Ira	23,20%	16,73%
Felicidad	86,87%	95,37%
Asco	38,78%	9,05%
Tristeza	45,26%	21,88%
SS/Otro	7,52%	11,92%

también afecta al resultado del centroide de cada emoción.

### IX. CONCLUSIONES

La identificación del sentimiento que un usuario expresa en un mensaje textual en una red social ayuda a revelar información importante. En este trabajo, presentamos una forma de categorización de sentimiento o emoción haciendo uso de dos diccionarios: uno, con los puntajes de las dimensiones emocionales valencia, activación y dominancia; y otro, con las emociones asociadas a cada palabra. Los sentimientos considerados fueron cuatro: ira, felicidad, asco y tristeza, y se agregó una quinta categoría para los tweets que no expresaban sentimientos o expresaban alguno no considerado.

En primer lugar, se determinaron los puntos medios de los cuatro sentimientos, en el espacio de las dimensiones emocionales, con aquellas palabras asociadas al sentimiento, según la clasificación del diccionario de emociones. Luego, se determinó el valor emocional de cada tweet para calcular la distancia al centroide más cercano o representativo. Se utilizaron 4612 tweets clasificados previamente obteniendo alrededor de 75% de aciertos, lo que demuestra que el método empleado es aceptable.

Del análisis de los errores, concluimos que el método podría obtener mejores resultados con palabras o expresiones comúnmente usadas en nuestro país, por lo cual, desarrollar un diccionario VAD argentino queda planteado para un trabajo futuro.

Cabe señalar la importancia del proceso de preparación del corpus. En general, en las redes sociales, los usuarios suelen escribir sin respetar reglas ortográficas y con la jerga del país de origen. Además, utilizan emojis y hashtags como parte de las oraciones. Eliminarlos supone pérdida de información importante, aunque mantenerlos implica realizar acciones para transformarlos en datos significativos.

Aunque el uso de diccionarios léxicos puede parecer un poco simple o “ingenuo”, no lo es si se tiene en cuenta que las redes sociales dan lugar a nuevas formas de escritura sin respetar reglas ortográficas y sintácticas. Además, es muy común que una opinión se exprese con palabras en más de un idioma, emojis, hashtags, lenguaje inclusivo, siglas, etc. Entonces, para este tipo de textos, el método de clasificación que le otorga un peso a cada palabra, puede resultar importante asumiendo el riesgo de que emplear las mismas palabras en un orden distinto pueda llevar a expresar otro sentimiento.

## X. REFERENCIAS

- [1] O. Kolchyna, T. T. Souza, P. Treleanven y T. Aste, «Twitter Sentiment Analysis: Lexicon Method, Machine Learning Method and Their Combination,» *arXiv preprint arXiv:1507.00955*, 2015.
- [2] S. Baccianella, A. Esuli y F. Sebastiani, «SentiWordNet 3.0: An Enhanced Lexical Resource for Sentiment Analysis and Opinion Mining,» de *International Conference on Language Resources and Evaluation, LREC 2010*, Valletta, Malta, 2010.
- [3] M. M. Bradley y P. J. Lang, «Affective Norms for English Words (ANEW): Instruction Manual and Affective Ratings,» *Technical report C-1, the center for research in psychophysiology*, vol. 30, n° 1, pp. 25-36, 1999.
- [4] F. A. Nielsen, «A new ANEW: Evaluation of a word list for sentiment analysis in microblogs,» *arXiv preprint arXiv:1103.2903*, 2011.
- [5] J. Redondo, I. Fraga, I. Padrón y M. Comesaña, «The Spanish adaptation of ANEW (Affective Norms for English Words),» *Behavior Research Methods*, vol. 39, n° 3, pp. 600-605, 2007.
- [6] C. H. Miranda, J. Guzmán y D. Salcedo, «Minería de Opiniones basado en la adaptación al español de ANEW sobre opiniones acerca de hoteles,» *Procesamiento del Lenguaje Natural*, n° 56, pp. 25-32, 2016.
- [7] P. Ekman, *Emotion in the Human Face*, Pergamon, 1972.
- [8] M. Mäntylä, B. Adams, G. Destefanis, D. Graziotin y M. Ortu, «Mining valence, arousal, and dominance: possibilities for detecting burnout and productivity?,» de *Proceedings of the 13th International Conference on Mining Software Repositories*, 2016.
- [9] S. M. Mohammad, «Obtaining reliable human ratings of valence, arousal, and dominance for 20,000 English words,» de *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2018.
- [10] S. M. Mohammad y P. D. Turney, «Crowdsourcing a word–emotion association lexicon,» *Computational Intelligence*, vol. 29, n° 3, pp. 436-465, 2013.

- [11] S. M. Mohammad y P. D. Turney, «Emotions evoked by common words and phrases: Using mechanical turk to create an emotion lexicon,» de *Proceedings of the NAACL HLT 2010 workshop on computational approaches to analysis and generation of emotion in text*, 2010.
- [12] Twitter, «Developer,» [En línea]. Available: <https://developer.twitter.com/>. [Último acceso: 2018].
- [13] S. M. Jiménez Zafra, E. Martínez Cámara, M. Martín Valdivia y M. Molina González, «Tratamiento de la Negación en el Análisis de Opiniones en Español,» *Procesamiento del Lenguaje Natural*, n° 54, pp. 37-44, 2015.
- [14] D. Vilares Calvo, M. Á. Alonso Pardo y C. Gómez Rodríguez, «Clasificación de polaridad en textos con opiniones en español mediante análisis sintáctico de dependencias,» *Procesamiento de Lenguaje Natural*, n° 50, pp. 13-20, 2013.
- [15] S. M. Kim, A. Valitutti y R. A. Calvo, «Evaluation of unsupervised emotion models to textual affect recognition,» de *Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Computational Approaches to Analysis and Generation of Emotion in Text*, Los Angeles, California, 2010.
- [16] O. Kolchyna, T. T. Souza, P. Treleanven y T. Aste, «Methodology for Twitter Sentiment Analysis,» *arXiv preprint arXiv:1507.00955*, 2015.
- [17] I. M. Witten, M. A. Hall, E. Frank y C. J. Pal, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Morgan Kaufmann, 2017.

**Recibido:** 2020-07-13

**Aprobado:** 2020-07-23

**Hipervínculo Permanente:** <http://www.reddi.unlam.edu.ar>

**Datos de edición:** Vol. 5-Nro. 1-Art. 1

**Fecha de edición:** 2020-08-15

