

## Método de Minería de Opinión para Análisis de Sentimiento

sristi sharma<sup>1</sup>, Dr. Surendra Kumar Yadav<sup>2</sup>, Sr. Lokendra Pal<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(Ciencias de la Computación e Ingeniería/ Universidad JECRC, India)

<sup>2</sup>(Ciencias de la Computación e Ingeniería/ Universidad JECRC, India)

<sup>3</sup>(Ciencias de la Computación e Ingeniería/ Universidad JECRC, India)

**Resumen:** Vivimos en un mundo lleno de datos. Cada segundo que pasa, las redes sociales, el comercio electrónico, la bolsa de valores y muchas otras plataformas generan grandes datos. Hoy en día, los sitios de microblogging se utilizan para muchos propósitos, como la comunicación, la detección de tendencias en marketing y productos comerciales, el análisis de sentimientos, la predicción de elecciones, la educación y mucho más, lo que ha cambiado la perspectiva pública de la personalización y la socialización. Twitter, es una de las principales fuentes de datos que genera más de 500 millones de tweets por día.

Todo usuario suele mostrar su sentimiento o emoción sobre los temas de su interés. La razón de la recopilación de información es averiguar lo que siente la gente. La longitud recortada y la naturaleza altamente coloquial de los tweets hacen que sea muy difícil detectar automáticamente el sentimiento y, por lo tanto, el requisito del análisis de sentimiento. El análisis de sentimientos y el resumen han llamado la atención de muchos investigadores en los últimos años, ya que el análisis de texto en línea es muy beneficioso y se solicita en varias aplicaciones. Una aplicación típica es el resumen de opiniones basado en productos.

Este resumen de varios documentos informa a los usuarios sobre las ventajas y desventajas de los productos disponibles. El análisis de sentimiento permite la taquilla, las redes sociales, el análisis comercial, el mercado y la predicción de tasas de FOREX, y también se utiliza en el sistema de recomendación. En la era actual, el análisis de sentimientos es el tema de investigación más interesante en la minería de textos en el campo de la PNL, en el que la extracción de conocimiento valioso de los datos textuales publicados en las redes sociales es una tarea onerosa. En este documento se ha propuesto un nuevo marco para normalizar el texto y juzgar la polaridad de los datos textuales como positivo, negativo o neutral utilizando una herramienta de big data ETL (Extraer, Transformar y Cargar) llamada Talend. El algoritmo desarrollado se centra en el paralelismo de la velocidad de ejecución y contribuye al resultado final comparando la precisión con un conjunto de datos estándar.

**Palabras clave:** Talend, análisis de sentimientos, léxico, AFFIN, sentiwordnet.

### I. Introducción

En la era de Internet, es mucho más fácil recopilar diversas opiniones de diferentes personas en todo el mundo.

Las personas buscan sitios de reseñas (p. ej., CNET, Epinions.com), sitios de comercio electrónico (p. ej., Amazon, eBay), sitios de opinión en línea (p. ej., TripAdvisor, Rotten Tomatoes, Yelp) y redes sociales (p. ej., Facebook, Twitter) para obtener retroalimentación sobre cómo un producto o servicio en particular puede ser percibido en el mercado. De manera similar, las organizaciones utilizan encuestas, sondeos de opinión y redes sociales como mecanismo para obtener retroalimentación sobre sus bienes e instalaciones.

El análisis de sentimientos y la minería de opiniones son áreas de estudio que ayudan en el análisis de las opiniones, sentimientos, evaluaciones, actitudes y emociones de las personas a partir del lenguaje escrito. Es una de las áreas de investigación más buscadas en el procesamiento del lenguaje natural. También es ampliamente estudiado y utilizado en minería de datos, Web y texto. Hoy en día es un área de investigación ampliamente aceptada no solo en informática sino también en ciencias de la gestión y ciencias sociales debido a su importancia para las empresas y la sociedad en su conjunto. El análisis de sentimientos ha crecido y las técnicas importantes coinciden con el crecimiento de las redes sociales, como reseñas, debates en foros, blogs, microblogs, Twitter y redes sociales.[1]

El análisis de sentimiento tiene como objetivo determinar la actitud de un hablante o escritor con respecto a algún tema o la polaridad contextual general de un documento. La actitud puede ser su juicio o evaluación, el estado afectivo o el estado emocional pretendido. Nuestro enfoque principal es encontrar el método o marco de minería de opiniones para analizar los sentimientos de Twitter.[2]

### II. Encuesta literaria

El intercambio de información mediante redes sociales como Facebook, blogs, Twitter, etc. es una parte importante de la vida humana. Sin embargo, hoy nos hemos graduado mucho más allá del intercambio de información y ahora analizamos los datos disponibles usando varias técnicas. Una de esas técnicas es el análisis de sentimientos, que es un campo de estudio que analiza las opiniones, sentimientos, evaluaciones, actitudes y emociones de las personas a partir del lenguaje escrito. El análisis de sentimiento ayuda a lograr varios objetivos, como observar el estado de ánimo del público con respecto al movimiento político, el mercado

inteligencia, la medición de la satisfacción del cliente, la predicción de ventas de películas y muchos más. Número de papers están disponibles sobre el tema. Se ha llevado a cabo una encuesta y su revisión se presenta en los párrafos siguientes.[3]

Se han aplicado varios enfoques en el análisis sentimental para aumentar la precisión del resultado.

Turney, 2002 [6] usó un algoritmo de aprendizaje no supervisado para clasificar el algoritmo. Luego clasificó 410 reseñas en dominios de automóviles, bancos, películas, destinos de viajes y después de que el algoritmo logró una precisión del 84 %, 80 %, 68,83 % y 70,53 %, respectivamente. La precisión global de todos los dominios logrados fue del 74,39 %. (Pang et al., 2002) [7] desarrolló un algoritmo y lo probó en las reseñas de películas. Usó clasificación de máxima entropía, Naive Bayes y máquinas de vectores de soporte y logró una precisión del 80,4%, 81% y 82,9% respectivamente. Observó que la máquina de vectores de soporte tiene los mejores resultados en comparación con otros algoritmos de aprendizaje automático. (Alec Go et al., 2009) [9] llevó a cabo un análisis de sentimiento en el conjunto de datos de Twitter de 16 tweets usando Naive Bayes, y el aprendizaje de máquinas de vectores de soporte algoritmos logró una precisión del 80%.

(Bifet y Frank, 2010) [8] utilizó la ventana deslizante de estadísticas Kappa en los flujos de datos cambiantes en el tiempo de Twitter. Usó diferentes algoritmos de aprendizaje automático, a saber, Stochastic Gradient Descent, Multinomial Naive Bayes y Hoeffding Tree en dos estadísticas de flujo de datos diferentes para analizar el resultado. (Agarwal et al., 2011) [10] Examinar el análisis de sentimiento utilizando las funciones de polaridad previa específicas de POS y utiliza dos nuevos recursos de preprocesamiento, es decir, diccionario de emoticonos y diccionario de acrónimos en 11,875 datos de Twitter anotados manualmente de una fuente comercial y obtuvo la precisión. del 73,4 % con medida F para sentimiento positivo y negativo es 71,13 % y 71,50 % respectivamente en unigramas. (Mudinas et al., 2012) [11] llevó a cabo un experimento sobre reseñas de software y películas usando un enfoque pSenti (híbrido) que una combinación de enfoque basado en el léxico y basado en el aprendizaje y logró una precisión de más del 78 % en las reseñas de software y del 82,3 % en los enfoques de reseñas de películas. (Soo-Guan Khoo et al., 2012) [12] utilizó la teoría de la evaluación en un artículo de noticias políticas y trató de identificar diferentes aspectos de los sentimientos, como la actitud, las emociones y el sesgo de las evaluaciones del autor.

(Sunil B. Mane et al., 2014) [13] realizó un análisis de sentimiento en 1466 tweets utilizando Hadoop y obtuvo una precisión del 68,40 %. (Anthony M. Hopper y Maria Uriyo, 2015) [14] aplicaron los métodos analíticos Tiempo hasta la siguiente queja para revisar los comentarios de los pacientes a los gerentes de hospitales incapaces de ver los sentimientos y obtener información valiosa para satisfacer las consultas de los pacientes.

### tercero Enfoque propuesto

El enfoque propuesto es una técnica basada en diccionario, es decir, se ha utilizado un diccionario de palabras que contienen sentimientos junto con sus polaridades para clasificar el texto en opinión positiva, negativa o neutral. Hemos aplicado el método de puntuación de sentimiento utilizando diccionarios estándar como SentiWordNet, la lista de palabras de Opinion Lexicon, la lista de palabras de polaridad de AFFIN y hemos asignado el valor de polaridad para los tokens coincidentes (palabras) y aún más mediante el cual podemos reducir la neutralidad. Los pasos utilizados como se muestra a continuación. • Paso 1: cargue el conjunto de datos de Twitter con 1466 tweets (archivo de texto).

- Paso 2: se realiza un preprocesamiento para eliminar palabras vacías, etiquetas Hash, @nombre de usuario, Re-Tweet, Hipervínculo, Símbolo de puntuación y expansión de emoticonos, Acrónimo, uso de NER Tagger[21].
- Paso 3: la clasificación de sentimientos se realiza utilizando SentiWordNet [17] en positivo, negativo o neutral sentimientos
- Paso 4: si se producen sentimientos neutrales, la reclasificación se realiza dividiendo en tokens y luego se aplica Opinion Lexicon dictionary[18][19] y AFFIN polarity dictionary[20] para determinar la polaridad. • Paso 5: los resultados se muestran en forma tabular y visual.

## 3.1 Diagrama de flujo

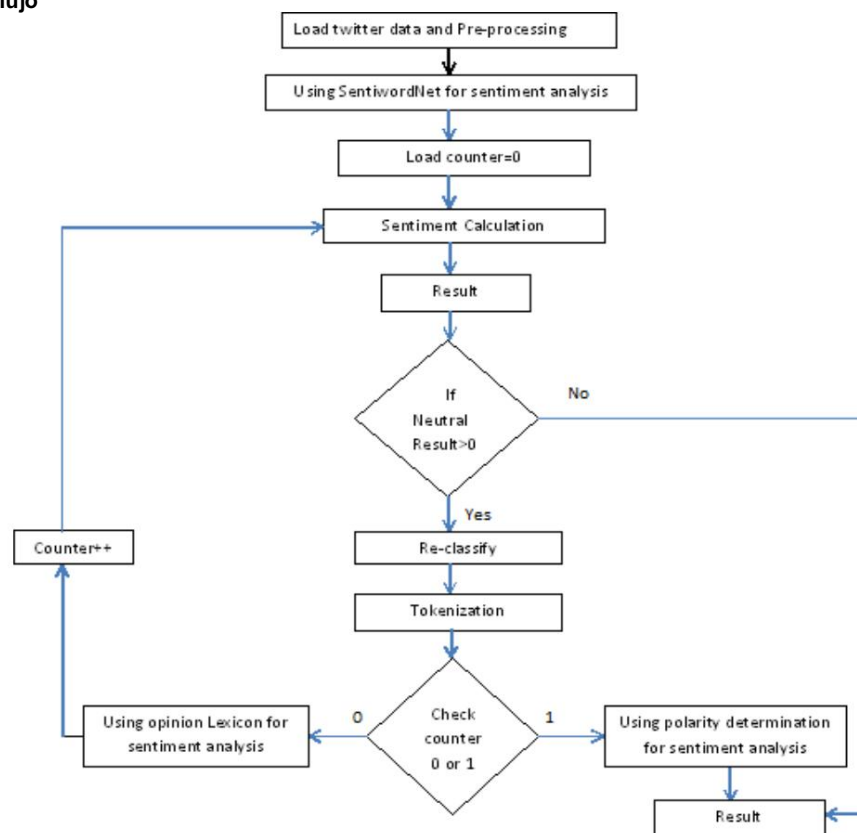


Figura 3.1: Diagrama de flujo del trabajo propuesto

## IV. Algoritmo propuesto

Dejar

**T** : Pío  
**TL** : Lista de datos del tweet T  
**pp** : Función de preprocesamiento para detectar emoticonos, eliminar palabras vacías, hashtags, @nombre de usuario, volver a twittear, hipervínculo, símbolo de puntuación y dígitos Detección de jerga de acrónimos, uso de NER Tagger  
**ppt** : Tweet preprocesado T  
**SWN** : Función SentiWordNet para calcular el peso del sentimiento para cada tweet.  
**PPTi** : iésima palabra de Tweet PPT  
**S(PPT)** : Ponderación de sentimiento de Tweet PPT  
**S(PPTi)** : Ponderación de sentimiento para la i-ésima palabra del tweet.  
**PWL** : Lista de datos de palabras positivas en la lista de palabras del léxico de opinión  
**NWL** : Lista de datos de palabras negativas en la lista de palabras del léxico de opinión  
**APWL** : Lista de palabras de polaridad AFINN.  
**AWS** : Lista de ponderación de palabras de polaridad AFINN (ponderación predefinida en el i-ésimo índice para la i-ésima palabra APWL).

Sea posCuenta = 0;

Sea negCount = 0;

Sea neuCount = 0;

para tuit T en TL

PPT = PP(T)

S(PPT) = SWN(PPT)

//tweet preprocesado usando la función PP

// ponderación calculada usando la función SWN

**/\* Si el tweet es neutral, reclasificar usando Opinion Lexicon\*/**

```

si (S (PPT) == 0) entonces
  foreach palabra PPTi en PPT hacer

    /*Comprobando el léxico positivo*/
    si (PPTi en PWL) entonces
      S(PPT) = S(PPT)++
    terminara si

    /*Comprobando el léxico negativo*/
    si (PPTi en NWL) entonces
      S(PPT) = S(PPT)--
    terminara si

  fin para
terminara si

```

**/\* Para tweets neutrales después de usar Opinion Lexicon, vuelva a clasificar usando AFFIN Polarity Dictionary\*/**

```

si (S (PPT) == 0) entonces
  foreach palabra PPTi en PPT hacer

    si (PPTi en APWL) entonces
      S(PPTi)= APWS.get(APWL obtener índice de PPTi)
      S(PPT)=S(PPT)+S(PPTi)
    terminara si

  fin para

fin

si (S (PPT) > 0)
  posCuenta++
de lo contrario si (S (PPT) < 0)
  negCount++
demás
  neuCount++;
terminar de otra manera si

fin para

```

## V. Evaluación del Desempeño

En esta sección, se proporciona una descripción de la herramienta que se ha utilizado para realizar el análisis de sentimiento junto con el desempeño del enfoque propuesto y su comparación con trabajos existentes.

### 5.1 configuración experimental

El algoritmo propuesto se ha implementado utilizando la herramienta de big data Talend 6.6.1[22]. Talend [5] fue fundado por Bertrand Diard y Fabrice Bonan en 2005. Es un software de código abierto que proporciona big data, nube, gestión de datos maestros, calidad de datos, integración de datos, gestión de datos y software y servicios de integración de aplicaciones empresariales. Tiene más de 4500 conectores y componentes que permiten múltiples entradas/salidas en un solo trabajo. Es una herramienta ETL. El proceso ETL describe los tres componentes: Extracción, Transformación, Carga.

### 5.2 conjunto de datos utilizado

El experimento se ha llevado a cabo en una entrada del conjunto de datos de Twitter. Tiene cinco campos, es decir, ID de usuario ID, nombre, sentimiento, tweet y 1466 entradas[13]. Este conjunto de datos estándar después del procesamiento tiene 732 tweets de polaridad positiva, 730 tweets de polaridad negativa y 4 entradas neutrales. El conjunto de datos está disponible en el enlace, **es decir, <http://www.cs.tau.ac.il/~kfirbar/mlproject/twitter.data>**

### 5.3 diccionario utilizado

Hemos aplicado el método de puntuación de sentimiento utilizando los diccionarios a saber. SentiWordNet[17], Lista de palabras de Opinion Lexicon[18][19], Lista de palabras de polaridad AFINN[20] y hemos asignado el valor de polaridad para los tokens coincidentes (palabras) mediante los cuales podemos reducir la neutralidad.

## 5.4 Flujo de trabajo

Hemos aplicado el método de calificación de sentimiento usando SentiWordNet[17] para clasificar el tweet como positivo (+1), negativo (-1) o neutral (0), la cantidad de neutrales es alta, entonces reclasificamos rompiendo los tweets en tokens (palabras) y luego haga coincidir con la lista de palabras Opinion Lexicon [18], [19] y asigne la puntuación +1 si coincide con una lista de palabras positivas, -1 si coincide con una lista de palabras negativas y 0 si no. no coincide con ninguna lista de palabras.

A partir de entonces, la puntuación se clasifica como positiva (+1), negativa (-1) o neutral (0) sumando la puntuación de sentimiento de cada grupo de fichas por su respectiva identificación, y en este proceso, si su puntuación es mayor que cero, entonces es positivo, menor que cero, entonces es negativo o neutral si es igual a cero. Si la puntuación del neutral sigue siendo alta, todos los tweets neutrales se reclasifican nuevamente dividiendo los tweets en tokens (palabras) y se combinan con la lista de palabras de polaridad AFINN [20] y se asigna el valor de polaridad para los tokens coincidentes (palabras). ) por el cual podemos reducir la neutralidad.

### NOSOTROS. Resultado

## 6.1 análisis de precisión de nuestro algoritmo propuesto

En nuestro experimento, hemos utilizado el conjunto de datos estándar[13] que tiene tres sentimientos positivo, negativo y neutral y tiene 732 recuentos, 730 recuentos y 4 recuentos respectivamente. Después de aplicar nuestro desarrollo experimental algoritmo en el conjunto de datos se han obtenido los siguientes resultados, es decir, 772 positivos, 595 negativos y 94 neutrales. Esto se ha comparado con el resultado del conjunto de datos estándar y el resultado del conteo positivo es 629, el conteo negativo es 539 y el conteo neutral es 1. Con la ayuda de los valores anteriores, hemos calculado la precisión de los sentimientos en 85,93 %, 73,84 % y 25% respectivamente. En nuestro experimento para calcular la precisión total, mapeamos el recuento total del conjunto de datos y nuestro recuento obtenido del experimento y obtenemos una precisión del 79,74 %. Lo mismo se muestra en la tabla 6.1

Sentimiento	Recuento de conjuntos de datos	Resultado del algoritmo propuesto	Exactitud
Positivo	732	629 539 1 1169	85,93%
Negativo	730		73,84%
Neutral	4		25%
Total	1466		79,74%

**Tabla 6.1:** Resultado del algoritmo propuesto

Para probar nuestra precisión experimental, hemos comparado nuestro resultado con el Resultado de Mane et al.[13] y Resultado de P.Alexander et al.[23](documentos de referencia). El resultado de Mane et al.[13] tiene un conteo experimental de 1004 frente a un conjunto de datos de 1466 conteos y el resultado de P.Alexander[23] tiene un conteo experimental de 216 frente a un conjunto de datos de 375 conteos. La precisión se calculó mapeando los valores anteriores con el conjunto de datos estándar. Se obtiene una precisión del 68,40% para Mane et al. y el 57,6% es para P.Alexander et al. Los mismos se muestran en la tabla 6.2.

Sentimiento	Recuento de conjuntos de datos	Resultado de Mane et al.	Exactitud
Positivo	de datos 729	542	74,04%
Negativo	665 72 1466	458	68,87%
Neutral		53	73,61%
Total		1004	68,40%
Sentimiento	Recuento de conjuntos de datos	Resultado de P.Alexander et al.	Exactitud
Positivo	de datos 160 125	108 75	67,5%
Negativo			60%
Neutral	90 33 375 216		36,66%
Total	de Mane et al. y P. Alexander et al.		57,6%

**Tabla 6.2:** Resultado

La evaluación comparativa del recuento de sentimientos de nuestro experimento y los documentos de referencia se encuentra en la tabla 6.3. Éi la representación gráfica del mismo se encuentra en la figura 6.1

	Positivo	Negativo	Neutral
Resultado del algoritmo propuesto	85,93%	73,84%	25%
Resultado de Mane et.al Resultado	74,04%	68,87%	73,61%
de P.Alexander et.al	54,54%	50%	31,42%

**Tabla 6.3:** Cálculo de Precisión según categoría

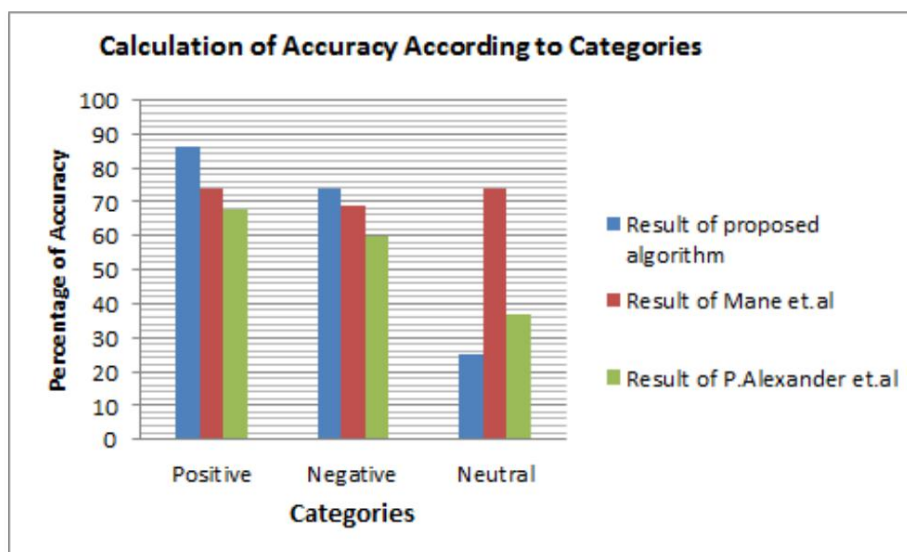


Figura 6.1: Cálculo de Precisión según categoría

### 6.2 Comparación de la precisión general del algoritmo

El análisis comparativo de la precisión general del algoritmo con los documentos de referencia se muestra en la tabla 6.4 la misma se representa gráficamente en la figura 6.2

	Resultado del algoritmo propuesto	Resultado de Mane et al.	Resultado de P.Alexander et al.
Comparación de la precisión general del algoritmo	79,74	al. 68.40	57.6

Tabla 6.4: Comparación de la precisión general del algoritmo

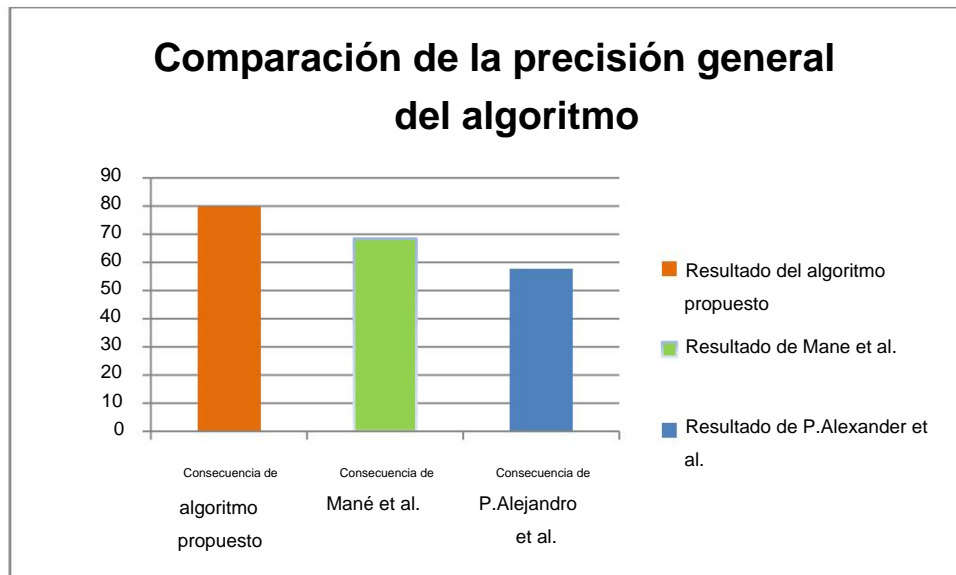


Figura 6.2 : Comparación de la precisión general del algoritmo

### VIII. Conclusión y trabajo futuro

El análisis de sentimientos y la minería de opiniones son áreas de estudio que ayudan en el análisis de las opiniones, sentimientos, evaluaciones, actitudes y emociones de las personas a partir del lenguaje escrito. Se han desarrollado varios algoritmos y los resultados obtenidos se han publicado en artículos enumerados en las referencias. Se ha hecho un esfuerzo sincero para desarrollar un algoritmo para llevar a cabo un análisis similar y, posteriormente, se ha llevado a cabo una evaluación comparativa con algoritmos que no son de investigación. El enfoque principal de nuestro trabajo es mejorar la precisión que ha sido validada por

los resultados de la prueba. Pero el trabajo puede ampliarse introduciendo técnicas que aumenten aún más la precisión.

El algoritmo desarrollado tarda 0,99 segundos por tweet en ejecutarse, lo que se considera más. Esto también se puede acortar estableciendo alguna técnica de mejora del tiempo.

### Referencias

- [1]. <https://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/SentimentAnalysis-and-OpinionMining.pdf> Bing Liu. Sentiment Analysis and Opinion Mining, Morgan & Claypool Publishers, mayo de 2012. BLiu - Conferencias de síntesis sobre tecnologías del lenguaje humano, 2012 - morganclaypool.com
- [2]. Acerca del análisis sentimental está disponible en el enlace: [https://en.wikipedia.org/wiki/Sentiment\\_analysis](https://en.wikipedia.org/wiki/Sentiment_analysis)
- [3]. Ravi, Kumar y Vadlamani Ravi. "Una encuesta sobre minería de opiniones y análisis de sentimientos: tareas, enfoques y aplicaciones". Sistemas basados en el conocimiento 89 (2015): 14-46.
- [4]. Talend: Acerca de Talend. <https://www.talend.com/about-us>.
- [5]. Turney, Peter D. ¿Thumbs up or thumbs down?: orientación semántica aplicada a la clasificación no supervisada de reseñas." En Actas de la 40ª reunión anual de la asociación de lingüística computacional, págs. 417-424. Asociación de Lingüística Computacional, 2002.
- [6]. Pang, Bo, Lillian Lee y Shivakumar Vaithianathan. "¿Me gusta?: clasificación de sentimientos usando técnicas de aprendizaje automático". En Actas de la conferencia ACL-02 sobre métodos empíricos en el procesamiento del lenguaje natural, volumen 10, págs. 79-86. Asociación de Lingüística Computacional, 2002.
- [7]. Bifet, Albert y Eibe Frank. "Descubrimiento de conocimiento de sentimiento en datos de transmisión de Twitter". En Discovery Science, págs. 1-15. Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [8]. Vayan, Alec, Richa Bhayani y Lei Huang. "Clasificación de sentimientos de Twitter usando supervisión distante". Informe del proyecto CS224N, Stanford 1 (2009): 12.
- [9]. Agarwal, Apoorv, BoyiXie, Ilia Vovsha, Owen Rambow y Rebecca Passonneau. "Análisis de sentimiento de los datos de Twitter". En Actas del taller sobre idiomas en las redes sociales, pp. 30-38. Asociación de Lingüística Computacional, 2011.
- [10]. Mudinas, Andrius, Dell Zhang y Mark Levene. "Combinando enfoques basados en el léxico y el aprendizaje para el análisis de sentimientos a nivel de concepto". En Actas del Primer Taller Internacional sobre Problemas de Descubrimiento de Sentimientos y Minería de Opinión, pág. 5. MCA, 2012.
- [11]. Soo-Guan Khoo, Christopher, ArminehNourbakhsh y Jin-CheonNa. "Análisis de sentimientos de textos de noticias en línea: un estudio de caso de la teoría de la evaluación". Revista de información en línea 36, no. 6 (2012): 858-878.
- [12]. Mane, Sunil B., YashwantSawant, SaifKazi y VaibhavShinde. "Análisis de sentimiento en tiempo real de los datos de Twitter usando Hadoop". En t. j computar ciencia información Tecnología 5, no. 3 (2014): 3098-3100.
- [13]. Hopper, Anthony M. y María Uriyo. "Uso del análisis de sentimientos para revisar los datos de satisfacción del paciente ubicados en Internet". Diario de organización y gestión de la salud 29, núm. 2 (2015): 221-233. Harvard.
- [14]. Hridoy, Syed Akib Anwar, M. TahmidEkram, Mohammad Samiul Islam, Faysal Ahmed y Rashedur M. Rahman. Twitter localizado Minería de opiniones usando análisis de sentimientos". Análisis de decisiones 2, no. 1 (2015): 1-19.
- [15]. Gestión de aplicaciones de Twitter. <https://apps.twitter.com/>.
- [dieciséis]. Baccianella, Stefano, Andrea Esuli y Fabrizio Sebastiani. "SentiWordNet 3.0: un recurso léxico mejorado para el análisis de sentimientos y la minería de opiniones". En LREC, vol. 10, págs. 2200-2204. 2010.
- [17]. Hu, Mingqing y Bing Liu. "Extracción y resumen de las opiniones de los clientes". En Actas del décimo ACM SIGKDD internacional conferencia sobre Descubrimiento de conocimiento y minería de datos, pp. 168-177. ACM, 2004.
- [18]. Liu, Bing, Mingqing Hu y Junsheng Cheng. "Observador de opinión: analizando y comparando opiniones en la web". En Actas de la 14ª conferencia internacional sobre World Wide Web, págs. 342-351. ACM, 2005.
- [19]. Hansen, Lars Kai, Adam Arvidsson, Finn rup Nielsen, Elanor Colleoni y Michael Etter. "Buenos amigos, malas noticias-afecto y viralidad en twitter". En Tecnología de la información del futuro, págs. 34-43. Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [20]. Finkel, Jenny Rose, Trond Grenager y Christopher Manning. "Incorporación de información no local en los sistemas de extracción de información mediante el muestreo de Gibbs". En Actas de la 43ª Reunión Anual de la Asociación de Lingüística Computacional, págs. 363-370. Asociación de Lingüística Computacional, 2005.
- [21]. DESCARGAS DE TALEND "Descargar Talend Open Studio" Disponible: <https://www.talend.com/download/talend-open-studio>.
- [22]. Pak, Alexander y Patrick Paroubek. "Twitter como Corpus para el Análisis de Sentimiento y la Minería de Opinión". LREc. vol. 10. 2010.