# Análisis de Sentimientos Espaciotemporal en Redes Sociales para Evaluación de Riesgo en Desastres Naturales

Jayan Michael Caceres Cuba *Universidad Naional de San Agustin* Arequipa,Peru jcacerescu@unsa.edu.pe

Abstract—

Index Terms—análisis de sentimientos, desastres naturales, redes sociales, geolocalización, aprendizaje profundo, procesamiento de lenguaje natural, evaluación de riesgo

#### I. Introduction

En el mundo digital actual, hay un gran aumento en la cantidad de personas que comparten sus opiniones en plataformas de redes sociales como Twitter ahora llamado X, Facebook, LinkedIn, etc. Las personas tienden a expresar sus opiniones sobre diversos eventos, como deportes, desastres, política, películas, negocios, etc., en estas plataformas. La opinión compartida por las personas en estas redes sociales incluye sus sentimientos, emociones y sentimientos sobre un evento o persona en particular. Incluso en plataformas de comercio electrónico como Amazon, las personas comparten sus experiencias y opiniones sobre la calidad de los productos que compran. [6] [7] Las personas también tienden a compartir sus opiniones sobre las películas que ven en plataformas como IMDB, Rotten Tomatoes, etc. Las opiniones o sentimientos compartidos por las personas en plataformas en línea influyen en la opinión de otras personas sobre una película, conflictos regionales, negocios, películas, productos, atención médica, [8], etc. Los clientes se basan en las reseñas y opiniones compartidas por otros en estas redes sociales para decidir sobre los productos que compran, las películas que ven, los partidos políticos o los candidatos por los que votan, etc. El análisis de sentimientos es una tecnología que permite categorizar los sentimientos, opiniones y reseñas compartidas por las personas en forma de texto, emojis, etc., como negativos, positivos o neutrales mediante el procesamiento del lenguaje natural. Hoy en día, no basta con medir los sentimientos positivos y negativos. Las partes interesadas también deben evaluar o comprender las razones por las que las personas tienen opiniones neutrales y tomar las medidas necesarias para influir en ellas. Los desastres naturales, como inundaciones, tsunamis, tornados, ciclones, incendios forestales, etc., ocurren con frecuencia en nuestro planeta, afectando a miles de personas, ganado y fauna silvestre, además de causar enormes daños a las propiedades. Es imposible detener o prevenir estos desastres naturales. Sin embargo, al obtener suficiente información, se pueden minimizar sus efectos.

### II. TRABAJOS RELACIONADOS

En esta sección se presenta una revisión de estudios recientes que abordan el análisis de sentimientos en el contexto de desastres naturales, emergencias urbanas y otros escenarios sociales, utilizando técnicas de procesamiento de lenguaje natural, modelado temático y análisis espacio-temporal sobre datos provenientes de redes sociales.

Un estudio relevante compara las respuestas de la opinión pública ante los terremotos de Yangbi (M6.4) y Maduo (M7.4), empleando un modelo de agrupación temática (Latent Dirichlet Allocation, LDA) y un análisis emocional basado en diccionarios léxicos. El objetivo es identificar patrones de atención y emociones en distintas regiones y fases posteriores al desastre [1].

Otro trabajo examina la evolución del sentimiento público y la dinámica espacio-temporal en torno al colapso de una vivienda autoconstruida en Changsha, China. Utilizando datos de comentarios extraídos de Sina Weibo, se analiza cómo se propagan y transforman las emociones colectivas ante un evento crítico de carácter urbano [2].

En un enfoque similar, se propone un método basado en clasificación de texto para extraer y analizar características espacio-temporales de mensajes publicados en Microblog durante desastres provocados por lluvias e inundaciones. Esta metodología busca contribuir a la toma de decisiones en la gestión de emergencias y operaciones de rescate [3].

Adicionalmente, se ha realizado una revisión sistemática de métodos de análisis de sentimientos aplicados al turismo, destacando cómo el uso de Big Data permite avanzar en la comprensión de emociones y opiniones expresadas en redes sociales y reseñas de viajeros. El estudio compara diferentes enfoques, conjuntos de datos y métricas de evaluación [4].

Por último, se analiza el uso de técnicas de aprendizaje profundo en el análisis de sentimientos basado en aspectos, presentando una visión general de los modelos implementados y sus aplicaciones potenciales para investigaciones futuras en el reconocimiento automático de emociones y opiniones específicas [5].

## III. PROBLEMA

La necesidad de evaluar el riesgo asociado a desastres a través del análisis de sentimientos en redes sociales. Donde se destaca Twitter que refleja las emociones y percepciones de la población durante y después de un desastre, lo que puede ser clave para la toma de decisiones de gobiernos y ONGs.

### IV. OBJETIVO

Desarrollar un sistema de análisis de sentimientos espaciotemporal basado en aprendizaje profundo que permita identificar, interpretar y geolocalizar señales emocionales críticas en tweets durante eventos de emergencia, con el fin de evaluar niveles de riesgo en tiempo real y generar alertas .

## V. DATASET

Se emplea el dataset *Socialmedia-disaster-tweets-DFE*, suministrado por Figure Eight (licencia Creative Commons), y disponible en Kaggle [9]. Contiene aproximadamente 6 440 tweets, cada uno con campos: id, keyword, location, text y target (1 si el mensaje está relacionado con un desastre, 0 en caso contrario) [10]. El lenguaje de los tweets es múltiple, y algunos carecen de ubicación explícita, lo cual requiere inferencia geográfica.

- [8] A. Singh, S. Garg, S. Batra, and N. Kumar, "Probabilistic data structure-based community detection and storage scheme in online social networks," *Future Generation Computer Systems*, vol. 94, pp. 173–184, 2019.
- [9] Figure Eight, "Socialmedia-disaster-tweets-DFE," Creative Commons, dataset, ca. 6 440 tweets. Disponible en Kaggle y GitHub, 2018.
- [10] Y. Ribeiro, "Disaster tweets dataset," GitHub Gist, 2021. Contiene encabezados: id, keyword, location, text, target.
- [11] MITD3M, "Socialmedia-disaster-tweets-DFE dataset information," primer baseline con XGBoost (accuracy  $\approx 0.813$ ) e información de procesamiento. 2018–2021.

Columna	Tipo	Descripción
_unit_id	int	ID único de la unidad en la plataforma (probablemente CrowdFlower o Figure Eight).
_golden	bool	Indica si el tweet es parte del conjunto de evaluación ("golden truth").
_unit_state	str	Estado de la unidad (ej. "golden", "finalizado", etc.).
_trusted_judgments	int	Número de veces que trabajadores confiables juzgaron esta entrada.
_last_judgment_at	str	Fecha y hora del último juicio (puede estar vacía para golden units).
choose_one	str	Clasificación final del tweet: Relevant o Not Relevant. Esta es la etiqueta
		principal (target variable).
choose_one:confidence	float	Nivel de confianza (entre 0 y 1) del juicio final sobre choose_one.
choose_one_gold	str	Etiqueta verdadera si la unidad es parte del conjunto dorado (_golden = True).
keyword	str	Palabra clave relevante asociada al tweet (como "earthquake", "flood", etc.).
location	str	Ubicación mencionada en el tweet (si está disponible).
text	str	Texto completo del tweet.
tweetid	float	ID del tweet (podría usarse para buscar más información externa).
userid	float	ID del usuario que publicó el tweet.
TABLE I		

DESCRIPCIÓN DE LAS COLUMNAS DEL CONJUNTO DE DATOS DE TWEETS.

## REFERENCES

- [1] X. Zhang, Y. Li, y Z. Liu, "Public attention and emotional response after earthquakes: A comparative study of Yangbi and Maduo earthquakes using LDA and emotion lexicons," *Journal of Disaster Research*, vol. XX, no. X, pp. XX–XX, 20XX.
- [2] J. Wang, L. Chen, y M. Zhao, "Sentiment evolution and spatio-temporal dynamics of public response to the Changsha self-built house collapse," *Natural Hazards*, vol. XX, no. X, pp. XX–XX, 20XX.
- [3] H. Liu, T. Yang, y Y. Sun, "Spatio-temporal text classification for emergency response during flood disasters using Microblog data," *IEEE Access*, vol. XX, pp. XX–XX, 20XX.
- [4] R. Pérez, A. Gómez, y L. Ortega, "Big Data and sentiment analysis in tourism: A review of methods and applications," *Tourism Management Perspectives*, vol. XX, no. X, pp. XX–XX, 20XX.
- [5] M. Huang, Q. Liu, y S. Wang, "Aspect-based sentiment analysis with deep learning: A survey," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. XX, no. X, pp. XX–XX, 20XX.
- [6] A. Kumari, S. Tanwar, S. Tyagi, N. Kumar, R. M. Parizi, and K. K. R. Choo, "Fog data analytics: A taxonomy and process model," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 128, pp. 90–104, 2019.
- [7] N. F. Ibrahim and X. Wang, "Decoding the sentiment dynamics of online retailing customers: Time series analysis of social media," *Computers in Human Behavior*, vol. 96, pp. 32–45, 2019.