

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA



**IDENTIFICACIÓN DEL SENTIMIENTO DE ENTIDADES EN NOTAS
PERIODÍSTICAS BASADO EN TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE LENGUAJE**

NATURAL: UNA REVISIÓN DE LITERATURA

Trabajo de investigación para obtener el grado académico de **BACHILLER EN CIENCIAS**

CON MENCIÓN EN INGENIERÍA INFORMÁTICA

AUTOR:

Julio Ka Jau Lau Li

ASESOR:

César Armando Beltrán Castañón

Lima, Agosto, 2020

Resumen

El análisis de sentimiento a nivel de entidades sobre notas periodísticas es una tarea de una complejidad no trivial, lo que genera interés por parte de diferentes sectores, ya que esos tipos de fuentes de datos causa que los sentimientos identificados no convergen hacia un objetivo por su longitud extensa y variedad de temas. Sin embargo, no se sabe a ciencia cierta su dificultad, por lo que el objetivo principal es poder identificar los conocimientos e información disponible y existente en la actualidad para responder las preguntas formuladas. Por eso, se define una revisión de literatura tomando en consideración la base de datos Scopus y el empleo de palabras claves definidas por el método PICOC, donde se obtuvieron en total siete documentos, cuatro artículos y tres revisiones sistemáticas que evidencian una disponibilidad de espacio para experimentar y explorar, dado que principalmente se ha trabajado en medios con mayor cantidad de datos y menor complejidad como las redes sociales o encuestas de servicios. Esto se reafirmó al revisar los documentos de tesis asociados a este tema, donde inclusive su demanda ha superado a paradigmas de análisis de sentimientos más clásicos. Es por ello, que se concluye la necesidad de explotar esta área de conocimientos para poder satisfacer la demanda de información cada vez más granulada, relevante y compleja, aprovechando los recursos lingüísticos más óptimos para facilitar las labores que puedan presentarse.

Tabla de contenido

Tabla de contenido	iii
Índice de figuras.....	iv
Índice de tablas.....	iv
1. Introducción	1
2. Marco Conceptual	1
2.1. Análisis de noticias	1
2.2. Procesamiento de lenguaje natural (PLN)	2
2.3. Análisis de sentimientos.....	2
2.4. Reconocimientos de entidades nombradas (NER).....	3
2.5. Síntesis/Extracción de Información	4
2.6. Redes neuronales recurrentes (RNN).....	4
3. Estado del arte.....	6
3.1. Revisión Sistemática	6
3.1.1. Preguntas de investigación.....	6
3.1.2. Proceso de búsqueda	6
3.1.3. Palabras claves	7
3.1.4. Cadena de búsqueda.....	7
3.1.5. Criterios de inclusión	7
3.1.6. Criterios de exclusión.....	8
3.1.7. Datos extraídos.....	8
3.1.8. Datos analizados	8
3.2. Resultados	8
3.2.1. Resultados de búsqueda	8
3.3. Discusión.....	10
3.4. Revisión de tesis.....	11
4. Conclusiones	12
Referencias.....	13

Índice de figuras

Figura 1. Identificación de relaciones sintácticas entre palabras de un enunciado (Do et al., 2019).....	2
Figura 2. Medida de relevancia en palabras de un enunciado(Do et al., 2019)	4
Figura 3. Estructura básica de una red neuronal recurrente (Do et al., 2019).....	5
Figura 4. Estructura básica de un modelo LSTM (Do et al., 2019)	5
Figura 5. Estructura básica de un modelo GRU (Do et al., 2019)	6

Índice de tablas

Tabla 1. Tabla de resultado de revisión de literatura con cadena de búsqueda #1	8
Tabla 2. Tabla de resultado de revisión de literatura con cadena de búsqueda #2	9



1. Introducción

La identificación de información relacionada a elementos de interés tales como organizaciones, empresas o personas influyentes, denominados en la literatura como entidades nombradas (*named entities*), y cómo esta afecta a la imagen de estos, es de gran importancia, debido a su impacto en temas políticos, económicos, sociales, entre otros (Yan & Sun, 2009). Aunque, la realidad ha cambiado mucho, debido a la migración progresiva de los medios a formatos digitales (Najar & Mesfar, 2017) y, por consecuencia, un aumento en el volumen de información (Haselmayer & Jenny, 2017). Como resultado, la demanda de resultados de cierto tipo por parte de la industria, exigen procesos más económicos y eficientes de obtener los resultados, por lo que el empleo de técnicas de aprendizaje máquina y de procesamiento de lenguaje natural han cobrado gran importancia en los últimos años (Falck et al., 2019; Rusnachenko & Loukachevitch, 2019), puesto que facilitan gran parte de la carga de trabajo (Raina, 2013). Esto produce un gran interés tanto por la comunidad científica como de la industria sobre el campo de estudio del análisis de sentimientos a niveles de detalles de mayor granularidad como las entidades nombradas o los aspectos (Zhou et al., 2019). Por ello, el presente trabajo de investigación trata de indagar sobre el análisis de sentimiento a nivel de entidades sobre un dominio específico, el cual para este trabajo de investigación es el ámbito político, debido a su importancia, valor y complejidad (Falck et al., 2019; Haselmayer & Jenny, 2017).

2. Marco Conceptual

Con el presente marco conceptual se busca definir los conocimientos necesarios para poder comprender el contexto expuesto previamente, así como los términos relacionados al análisis de sentimientos.

2.1. Análisis de noticias

Proceso que permite medir atributos cualitativos y cuantitativos de notas periodísticas. Algunos de ellos son el sentimiento, la relevancia o la novedad de la nota periodística (Badrinca & Treleaven, 2014). La tendencia en la actualidad es emplear técnicas de aprendizaje máquina porque puede trabajar con grandes cantidades de datos, en su mayoría digital, y permite identificar información de gran valor, los cuales son muy complicados o consumen mucho tiempo para realizarse de manera manual (Chiru et al., 2017).

2.2. Procesamiento de lenguaje natural (PLN)

Área de conocimiento de Ciencias de la Computación, Inteligencia Artificial y Lingüística que analiza la interacción entre la computadora y el lenguaje humano (Badrinca & Treleaven, 2014). Tiene como objetivo extraer información importante de datos textuales (Banik & Rahman, 2019; Badrinca & Treleaven, 2014) y/o producir textos en lenguaje humano (Badrinca & Treleaven, 2014).

El empleo de procesamiento de lenguaje natural permite procesar y extraer información útil como el sentimiento o las entidades nombradas (Kallus, 2014) de notas periodísticas. En la figura 1, se visualizan una labor de esta área de conocimiento: Identificar relaciones sintácticas en una oración y (Do et al., 2019).

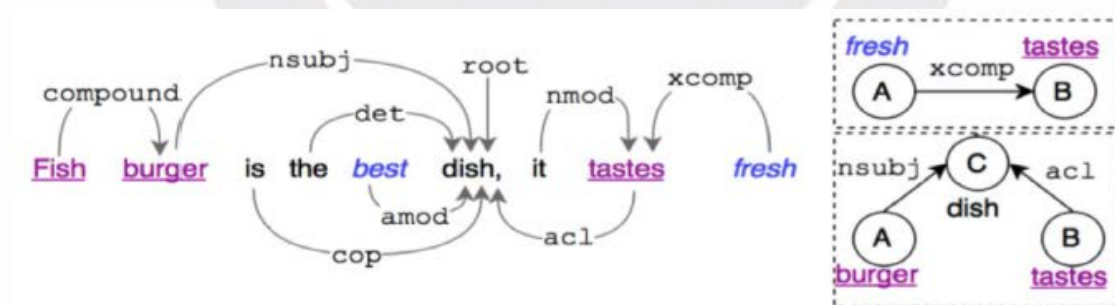


Figura 1. Identificación de relaciones sintácticas entre palabras de un enunciado (Do et al., 2019)

2.3. Análisis de sentimientos

Proceso en el cual se emplean técnicas asociadas a PLN para extraer información subjetiva o implícita de textos como emociones o actitudes. Las subtarefas más resaltantes (Badrinca & Treleaven, 2014) son:

- Analizar el contexto
- Definir a qué nivel se realizará el análisis
- Determinar si un texto es un hecho o una opinión (subjetividad)
- Determinar la polaridad, es decir, si el texto posee una orientación positiva, negativa o neutra
- Identificar la intensidad o magnitud de la polaridad

La dificultad de esta tarea se centra en las dos últimas subtareas, debido a la existencia de jergas (Batrinca & Treleaven, 2014) o textos cortos y/o informales (Gonçalves et al., 2016).

Por lo tanto, las notas periodísticas presentan cierta complejidad por su longitud y contenido (Ahmad et al., 2017).

2.4. Reconocimientos de entidades nombradas (NER)

Es el proceso en la cual se identifican palabras de interés como personas, lugares, organizaciones, entre otros (Sudhahar & Cristianini, 2018), por tanto es necesario entender sobre la estructura del texto y cómo estos objetos de interés se presentan. Por ejemplo, dentro de una entidad se pueden presentar sufijos y prefijos identificadores como Sr. o Corp. que las caracterizan (Pajzs et al., 2014). Por ello, en base a cómo se trabaje, existen cuatro técnicas principales para el reconocimiento de entidades nombradas (Wang et al., 2016):

- Métodos basados en estadística
- Métodos basados en reglas semánticas (El ejemplo mostrado pertenece a este tipo)
- Métodos mixtos
- Métodos basados en técnicas de aprendizaje máquina

Además, se deben tomar en cuenta ciertas consideraciones al momento de realizar esta tarea. Primero, las diversas formas que puede ser definido una entidad, por ejemplo, el nombre de una persona y los posibles pseudónimos o alias. Segundo, el amplio número palabras que pueden formar parte una entidad, sobretodo en organizaciones. Finalmente, el hecho de que

una nueva entidad encontrada en los textos puede referirse a una entidad ya definida o es una nueva entidad diferente (Steinberger et al., 2013).

2.5. Síntesis/Extracción de Información

Es el proceso por el cual se extrae la información más importante del texto, de manera resumida, para ello se realiza un preprocesado del texto, de tal manera que se filtran los conceptos irrelevantes (Montañés et al., 2018). Una de sus aplicaciones vinculado al análisis de sentimientos a nivel de entidades o aspectos es la asociación de enunciados como son las opiniones, tal como se muestra en la figura 2 (Do et al., 2019).

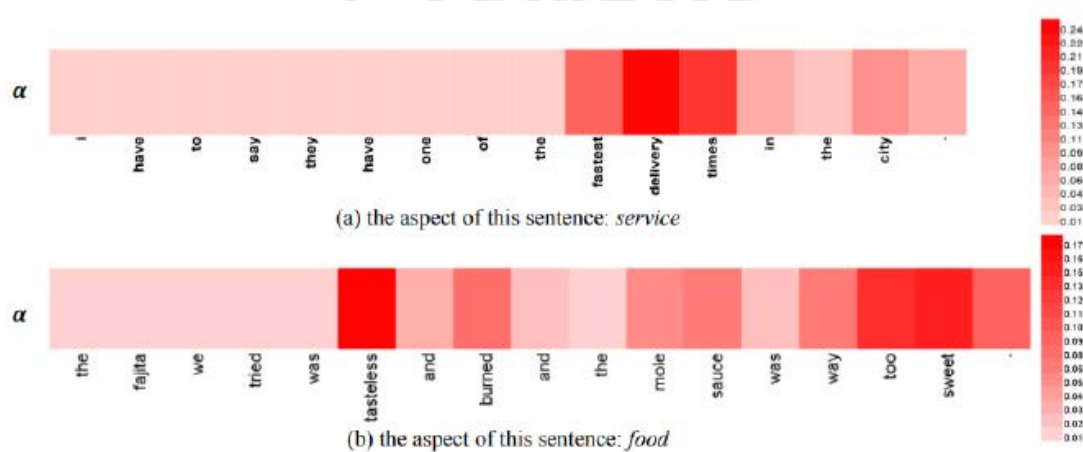


Figura 2. Medida de relevancia en palabras de un enunciado(Do et al., 2019)

2.6. Redes neuronales recurrentes (RNN)

Es un modelo algorítmico de tipo de red neuronal el cual su estructura asimila a la de una memoria, lo que facilita tareas donde se necesita trabajar con datos secuenciales (Zhou et al., 2019). Esto se debe a que esta red neuronal establece dependencias en cada elemento de entrada, lo cual es adecuado para procesar textos (Do et al., 2019).

Existen tres modelo principales: modelo estándar, modelo LSTM y modelo GRU (Zhou et al., 2019). El primero considera un estado interno que registra cierta actividad ocurrido en el pasado para procesar el dato actual de entrada. En la figura 3, se muestra de manera práctica cómo es el proceso, el dato de entrada actual sería X_t , mientras que el estado anterior es h_{t-1} . Combinando estos dos elementos, se genera una salida y se actualiza el estado interno.

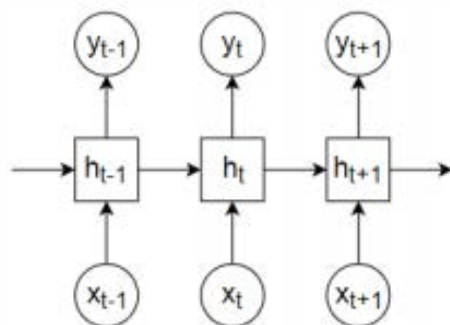


Figura 3. Estructura básica de una red neuronal recurrente (Do et al., 2019)

El segundo modelo es un caso especial del modelo estándar, ya que es útil para trabajar con dependencias extensas, además cuenta con un elemento interno denominado puerto de olvido (*forget gate*) que determina la información relevante ya procesada (Zhou et al., 2019). En la figura 4, se visualiza la estructura básica interna de un modelo LSTM, donde el elemento f es el puerto de olvido.

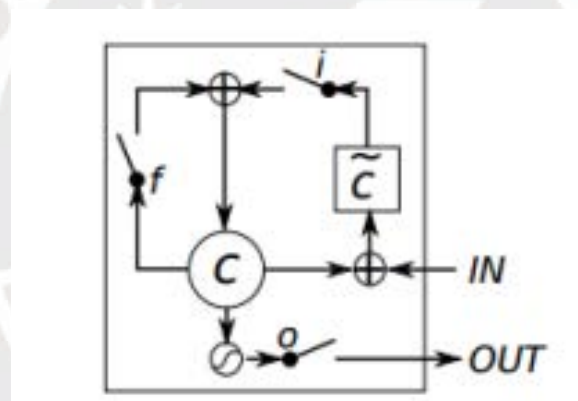


Figura 4. Estructura básica de un modelo LSTM (Do et al., 2019)

El último modelo es muy similar al modelo LSTM, pero con menor cantidad de parámetros. Además permite regular cuánto del estado oculto anterior estará involucrado en la actualización del estado actual y cómo se actualizará este, mediante dos elementos internos denominados puerto de actualización (*update gate*) y puerto de reinicio (*update gate*) (Do et al., 2019). En la figura 5, se visualiza la estructura básica interna de un modelo GRU, donde el elemento r es el puerto de reinicio y el elemento z es el puerto de actualización.

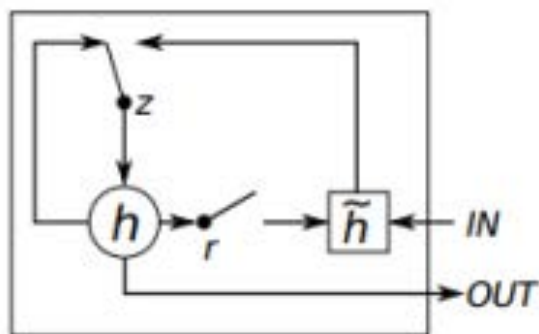


Figura 5. Estructura básica de un modelo GRU (Do et al., 2019)

3. Estado del arte

El método empleado para realizar la investigación es la revisión sistemática sobre artículos científicos tomando en cuenta ciertas consideraciones que se detallan en debajo. La revisión se realizó el día 19 de agosto de 2020, por lo que los resultados reflejan ese instante de tiempo.

3.1. Revisión Sistemática

3.1.1. Preguntas de investigación

En esta revisión sistemática, se busca responder las siguientes preguntas:

- Pregunta 1: ¿Qué enfoques se utilizaron previamente para el análisis de sentimiento en noticias del ámbito político?
- Pregunta 2: ¿Qué tipo de entidades extrajeron los trabajos previos realizados con noticias políticas y cómo los categorizaron?
- Pregunta 3: ¿Qué métricas emplearon para evaluar sus resultados?
- Pregunta 4: ¿Cómo recopilaron los datos y cómo los procesaron para trabajar la idea planteada?
- Pregunta 5: ¿Qué algoritmos emplearon para realizar la tarea propuesta?

3.1.2. Proceso de búsqueda

Se definen conceptos claves para elaborar cadenas de búsqueda que permitan ofrecer la literatura suficiente para poder resolver las preguntas definidas en sección anterior y que están asociadas al problema planteado. Con esa finalidad en mente, se empleará la base de datos

Scopus tomando en cuenta los criterios de inclusión y exclusión definidos en las secciones posteriores.

3.1.3. Palabras claves

Para la búsqueda de publicaciones se utilizaron las palabras clave listadas a continuación, según la relación entre ellas:

- Política, gobierno
- Noticias, Artículos de periódico
- Análisis de Sentimientos
- Entidades

3.1.4. Cadena de búsqueda

En base a la combinación de las palabras clave, se obtuvo dos cadenas de búsqueda, uno específico, dirigido al problema, y otro más general, dirigido a revisiones sistemáticas existentes que puedan aportar a encontrar respuestas:

Cadena 1:

TITLE-ABS-KEY(("sentiment analysis" OR "opinion mining") AND (entity OR entities OR "fine grained" OR "aspect based") AND (news OR articles) AND (politics OR political OR government))

Cadena 2:

TITLE-ABS-KEY(("aspect based" OR "entity based") AND "sentiment analysis" AND survey)

3.1.5. Criterios de inclusión

- El contenido debe relacionarse al análisis de noticias del ámbito político
- El procedimiento que mencionen los textos deben emplear técnicas de aprendizaje máquina
- El documento debe proveer de resultados de la investigación realizada, es decir, debe mencionar o explicar cómo ha realizado sus experimentos

- El contenido debe tratar de fuentes textuales como los periódicos o fuentes digitalizadas como páginas web de prensa
- La literatura debe pertenecer a los últimos cinco años
- El artículo debe ser citado por lo menos por un artículo

3.1.6. Criterios de exclusión

- El idioma del texto está escrito en un idioma distinto del inglés o español
- El contenido trata de redes sociales o blogs como Twitter o Facebook
- Los documentos tienen un enfoque de análisis de sentimientos que difiere del enfoque en base a entidades o aspectos
- El contenido se centra en trabajar con la traducción de los contenidos a otro idioma (por ejemplo, el inglés)

3.1.7. Datos extraídos

Las secciones de interés de la literatura será inicialmente el resumen para poder realizar filtros de artículos tomando en cuenta los criterios de inclusión y exclusión. Luego, se emplea el cuerpo del artículo para entender a mayor nivel de detalle lo que los autores están planteando.

3.1.8. Datos analizados

Los datos a recolectar consiste en el flujo de trabajo, los algoritmos, el manejo de los datos y los resultados de los artículos resultantes.

3.2. Resultados

3.2.1. Resultados de búsqueda

Se detallan en una tabla, para cada cadena de búsqueda definida, los resultados finales de la revisión sistemática.

Tabla 1. Tabla de resultado de revisión de literatura con cadena de búsqueda #1

Título	Autores
--------	---------

Opinion mining and sentiment analysis for Arabic on-line texts: application on the political domain	Dhekra Najar Slim Mesfar
Sentiment analysis of political communication: combining a dictionary approach with crowdcoding	Martin Haselmayer Marcelo Jenny
Neural Network Approach for Extracting Aggregated Opinions from Analytical Articles	Nicolay Rusnachenko Natalia Loukachevitch
Measuring Proximity Between Newspapers and Political Parties: The Sentiment Political Compass	Fabian Falck Julian Marstaller Niklas Stoehr Sören Maucher Jeana Ren Andreas Thalhammer Achim Rettinger Rudi Studer

Tabla 2. Tabla de resultado de revisión de literatura con cadena de búsqueda #2

Título	Autores
Comparison, Classification and Survey of Aspect Based Sentiment Analysis	Ahmed Sabeeh Rupesh Kumar Dewang
A comprehensive survey of arabic sentiment analysis	Mahmoud Al-Ayyoub Abed Allah Khamaiseh Yaser Jararweh Mohammed N. Al-Kabi
Deep Learning for Aspect-Level Sentiment Classification: Survey, Vision, and Challenges	Jie Zhou Xiag Ji Huang Qin Chen Qin Min Hu Ting Ting Wang Liang He

3.3. Discusión

Realizado la lectura de los documentos resultantes de la revisión sistemática, podemos mencionar ciertos hallazgos:

- Los enfoques principales de análisis de sentimientos se basan en trabajar con información que es inherente al texto como su estructura sintáctica o semántica (Najar & Mesfar, 2017), el empleo de recursos externos como glosario de términos (Haselmayer & Jenny, 2017) y estructuras de conocimiento para asociar información (Falck et al., 2019).
- Las principales entidades de interés son las organizaciones políticas y personas asociadas a este ámbito (Haselmayer & Jenny, 2017; Najar & Mesfar, 2017; Rusnachenko & Loukachevitch, 2019), dado su influencia en ese ámbito.
- Las principales métricas que sugiere la literatura son la precisión, la exhaustividad, el puntaje F1 (Najar & Mesfar, 2017; Rusnachenko & Loukachevitch, 2019), la exactitud (Al-Ayyoub et al., 2019; Sabeeh & Dewang, 2019) con valores muy dispersos, desde valores bajos como 0.3 hasta valores muy interesantes como 0.9, aunque se pudo verificar que aquellos con mayor métricas no son relevantes para este trabajo de investigación porque aquellos resultados se obtuvieron de fuentes de textos menos complejos (Sabeeh & Dewang, 2019).
- Los datos necesarios para el ajuste de los algoritmos provienen de conjuntos de datos propios (Haselmayer & Jenny, 2017; Rusnachenko & Loukachevitch, 2019), o recopilados de manera manual o con ayuda de software especializado (Najar & Mesfar, 2017), aunque esto implica demanda de tiempo (Rusnachenko & Loukachevitch, 2019).
- Los modelos algorítmicos más usados son aquellos basados en aprendizaje profundo (*deep learning*) de tipo convolucional (Rusnachenko & Loukachevitch, 2019) o recurrente, destacando principalmente los elementos de atención que permiten filtrar

elementos de un enunciado que no sean relevantes respecto a un elemento de entrada (Zhou et al., 2019).

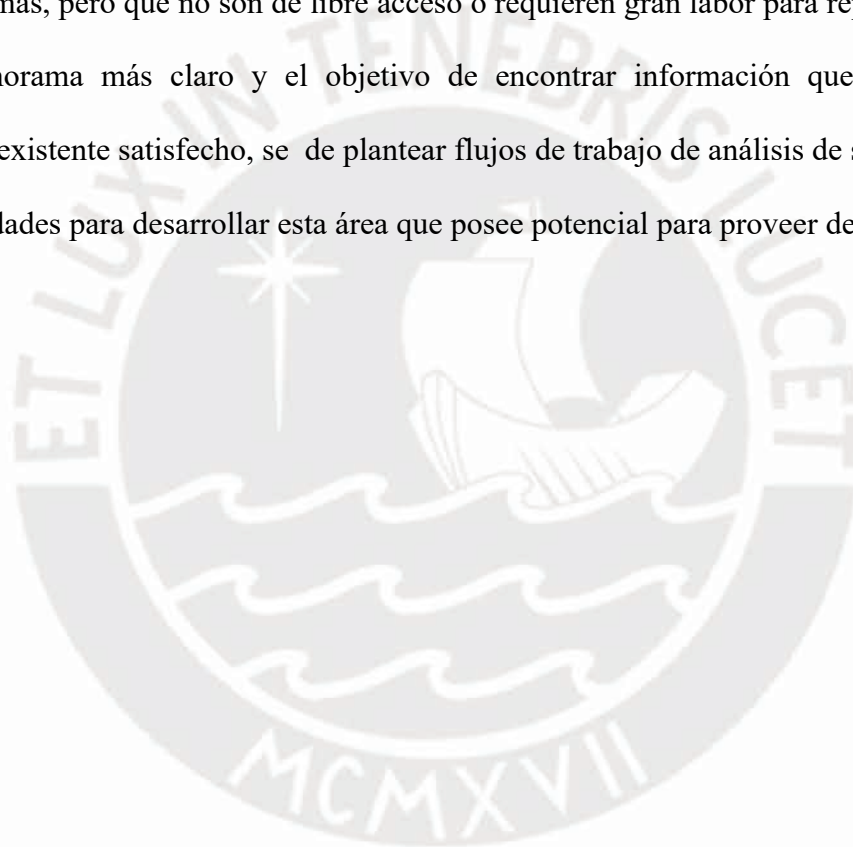
3.4. Revisión de tesis

Para la revisión de tesis, se procede a emplear el repositorio de tesis de la PUCP, donde el filtro de búsqueda se realiza con los términos “lenguaje natural”. Luego, se filtró empleando el resumen de las tesis resultantes. Como resultado, solo se obtuvo una sola tesis con título “Revisión sistemática sobre la aplicación de ontologías de dominio en el análisis de sentimiento” y autor César Augusto Olivares Poggi.

El enfoque principal de análisis de sentimientos que define se centra en el uso de ontologías de dominio como un recurso prometedor para abstraer mayor información del texto y de esa manera obtener mejores resultados (Olivares Poggi, 2016). Además, menciona la importancia de este recurso en diferentes etapas, lo cual permite concluir que se puede plantear un enfoque secuencial (Olivares Poggi, 2016). Finalmente, el autor evidencia la relevancia del tema con estadísticas sobre la predominancia de documentos asociados al análisis de sentimientos a nivel de entidades/aspectos.

4. Conclusiones

Se presentaron los hallazgos de realizar la revisión de literatura sobre análisis de sentimientos a nivel entidades tomando como un dominio de referencia el ámbito político. Se confirma la complejidad del problema planteado, debido a la variedad de enfoques, recursos léxicos y/o ontológicos, algoritmos, planteamiento del problema y los resultados que se quieren obtener. Más aun, con falta de datos disponibles, ya que la literatura afirma la centralización de los datos disponibles en el lenguaje inglés, mientras que existen casos limitados de conjuntos de datos en otros idiomas, pero que no son de libre acceso o requieren gran labor para replicar la tarea. Dado el panorama más claro y el objetivo de encontrar información que evidencie la complejidad existente satisfecho, se de plantear flujos de trabajo de análisis de sentimientos a nivel de entidades para desarrollar esta área que posee potencial para proveer de resultados.



Referencias

- Ahmad, R., Mannan, H., Pervaiz, A., & Zaffar, F. (2017). Aspect based sentiment analysis for large documents with applications to US presidential elections 2016. *AMCIS 2017 - America's Conference on Information Systems: A Tradition of Innovation, 2017-August*. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85048387202&partnerID=40&md5=ff5033d8ecb0c5210ec243da12c5d36b>
- Al-Ayyoub, M., Khamaiseh, A. A., Jararweh, Y., & Al-Kabi, M. N. (2019). A comprehensive survey of arabic sentiment analysis. *Information Processing and Management*, 56(2), 320-342. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2018.07.006>
- Banik, N., & Rahman, M. H. H. (2019). GRU based Named Entity Recognition System for Bangla Online Newspapers. *2018 International Conference on Innovation in Engineering and Technology, ICIET 2018*. <https://doi.org/10.1109/CIET.2018.8660795>
- Batrinca, B., & Treleaven, P. C. (2014). Social media analytics: A survey of techniques, tools and platforms. *AI and Society*, 30(1), 89-116. <https://doi.org/10.1007/s00146-014-0549-4>
- Chiru, C.-G., Dimcica, T., & Caciandone, S. (2017). Expression of Political Opinions in Press. *Proceedings - 2017 21st International Conference on Control Systems and Computer, CSCS 2017*, 182-189. <https://doi.org/10.1109/CSCS.2017.32>
- Do, H. H., Prasad, P. W. C., Maag, A., & Alsadoon, A. (2019). Deep Learning for Aspect-Based Sentiment Analysis: A Comparative Review. *Expert Systems with Applications*, 118, 272-299. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.10.003>
- Falck, F., Marstaller, J., Stoehr, N., Maucher, S., Ren, J., Thalhammer, A., Rettinger, A., & Studer, R. (2019). Measuring Proximity Between Newspapers and Political Parties: The Sentiment Political Compass. *Policy and Internet*. <https://doi.org/10.1002/poi3.222>

- Gonçalves, P., Dalip, D. H., Costa, H., Gonçalves, M. A., & Benevenuto, F. (2016). *On the combination of «off-the-shelf» sentiment analysis methods*. 04-08-April-2016, 1158-1165. <https://doi.org/10.1145/2851613.2851820>
- Haselmayer, M., & Jenny, M. (2017). Sentiment analysis of political communication: Combining a dictionary approach with crowdcoding. *Quality and Quantity*, 51(6), 2623-2646. <https://doi.org/10.1007/s11135-016-0412-4>
- Kallus, N. (2014). Predicting crowd behavior with big public data. *WWW 2014 Companion - Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web*, 625-630. <https://doi.org/10.1145/2567948.2579233>
- Liu, B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, 5(1), 1-184. <https://doi.org/10.2200/S00416ED1V01Y201204HLT016>
- Montañés, R., Aznar, R., Nogueras, S., Segura, P., Langarita, R., Meléndez, E., Peña, P., & Del Hoyo, R. (2018). Social media monitoring [Monitorización de Social Media]. *Procesamiento de Lenguaje Natural*, 61, 177-180. <https://doi.org/10.26342/2018-61-26>
- Najar, D., & Mesfar, S. (2017). Opinion mining and sentiment analysis for Arabic on-line texts: Application on the political domain. *International Journal of Speech Technology*, 20(3), 575-585. <https://doi.org/10.1007/s10772-017-9422-4>
- Olivares Poggi, C. A. (2016). *Revisión sistemática sobre la aplicación de ontologías de dominio en el análisis de sentimiento* [Pontificia Universidad Católica del Perú]. <http://hdl.handle.net/20.500.12404/7514>
- Pajzs, J., Steinberger, R., Ehrmann, M., Ebrahim, M., Della Rocca, L., Simon, E., Bucci, S., & Váradi, T. (2014). Media monitoring and information extraction for the highly inflected agglutinative language Hungarian. *Proceedings of the 9th International*

Conference on Language Resources and Evaluation, LREC 2014, 2049-2056.

<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0->

84990873347&partnerID=40&md5=03888edc0fe4214aa4a15707d9f36a22

Raina, P. (2013). Sentiment analysis in news articles using sentic computing. *Proceedings - IEEE 13th International Conference on Data Mining Workshops, ICDMW 2013*, 959-962. <https://doi.org/10.1109/ICDMW.2013.27>

Rusnachenko, N., & Loukachevitch, N. (2019). Neural Network Approach for Extracting Aggregated Opinions from Analytical Articles. *Communications in Computer and Information Science*, 1003, 167-179. https://doi.org/10.1007/978-3-030-23584-0_10

Sabeeh, A., & Dewang, R. K. (2019). Comparison, Classification and Survey of Aspect Based Sentiment Analysis. En A. K. Luhach, D. Singh, P.-A. Hsiung, K. B. G. Hawari, P. Lingras, & P. K. Singh (Eds.), *Advanced Informatics for Computing Research* (pp. 612–629). Springer Singapore.

Steinberger, R., Ehrmann, M., Pajzs, J., Ebrahim, M., Steinberger, J., & Turchi, M. (2013). Multilingual media monitoring and text analysis—Challenges for highly inflected languages. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 8082 LNAI, 22-33. https://doi.org/10.1007/978-3-642-40585-3_3

Sudhahar, S., & Cristianini, N. (2018). Detecting shifts in public opinion: A big data study of global news content. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 11191 LNCS, 316-327. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01768-2_26

Wang, Z., Cui, X., Gao, L., Yin, Q., Ke, L., & Zhang, S. (2016). A hybrid model of sentimental entity recognition on mobile social media. *Eurasip Journal on Wireless*

Communications and Networking, 2016(1). [https://doi.org/10.1186/s13638-016-0745-](https://doi.org/10.1186/s13638-016-0745-7)

7

Yan, W., & Sun, J. (2009). Research and development of city image media monitoring system. *Proceedings - International Conference on Management and Service Science, MASS 2009*. <https://doi.org/10.1109/ICMSS.2009.5301484>

Zhou, J., Huang, J. X., Chen, Q., Hu, Q. V., Wang, T., & He, L. (2019). Deep learning for aspect-level sentiment classification: Survey, vision, and challenges. *IEEE Access*, 7, 78454-78483. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2920075>

