



TRABAJO FIN DE MÁSTER
MÁSTER EN CIENCIA DE DATOS E INGENIERÍA DE
COMPUTADORES

Análisis de tendencias en Big Data

Autor

José Ángel Díaz García

Directoras

María José Martín Bautista

María Dolores Ruiz Jiménez



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍAS INFORMÁTICA Y DE
TELECOMUNICACIÓN

Granada, Abril de 2019

Análisis de tendencias con Big Data

Palabras clave: Reglas de Asociación, Reglas de Asociacion Difusas, Big Data, Minería de textos, Twitter

Resumen:

Trend Analysis with Big Data

Keywords: Association rules, Fuzzy Association Rules, Big Data, Text mining, Twitter

Abstract:

Agradecimientos

Este último año podríamos catalogarlo como uno de los más interesantes que probablemente la vida me depare, al menos en cuanto a lo profesional e intelectual se refiere. Compaginar los últimos meses de máster profesional, con mi incorporación como personal de investigación a la Universidad de Granada y la posterior matriculación en el Máster de Ciencia de Datos, no ha sido nada fácil y a muy seguro no habría sido posible sin esas personas que siempre han estado ahí. Por ello no se me ocurre mejor manera de comenzar a escribir este proyecto que con los agradecimientos.

En primer lugar, es a mi familia, concretamente a mi madre y abuela pero sobre todo a mi pareja, Rocio, a quien va dirigida esta sección ya que son las personas más cercanas y que más han tenido que soportar mis momentos de estrés y porque no decirlo, mal humor.

En segundo lugar, a mis compañeros de piso y amigos, Luis, Nourdin, Rosa y Alberto con los que tan buenas tardes de evasión he pasado, así como a mis compañeros del máster profesional en Ingeniería Informática, junto a los cuales las clases y largas prácticas del máster fueron superadas de la mejor forma posible.

Por último agradecer a los tutores del proyecto, María José Martín Bautista y María Dolores Ruiz Jiménez el haberme dado la oportunidad de trabajar y desarrollarme intelectualmente con grandes profesionales en el sector de informática y la investigación como ellas.

Índice general

Agradecimientos	III
1. Introducción	4
1.1. Motivación	5
1.2. Objetivos del proyecto	7
1.3. Organización de la memoria	8
2. Planificación del proyecto	9
2.1. Gestión de recursos	9
2.1.1. Personal	9
2.1.2. Hardware	10
2.1.3. Software	10
2.2. Planificación temporal	11
2.3. Requisitos del sistema final	13
2.3.1. Requisitos funcionales	13
2.3.2. Requisitos no funcionales	14
2.4. Costes	14
 Análisis de tendencias en Big Data	 1

Índice de figuras

Índice de tablas

2.1. Especificaciones técnicas de la máquina personal usada.	10
2.2. Especificaciones técnicas del cluster.	10
2.3. Detalle de costes inventariables.	15
2.4. Resumen final de costes.	15

Capítulo 1

Introducción

El mundo que nos rodea está en constante cambio y ha sido en las últimas décadas cuanto este cambio ha sido notado y asimilado por la totalidad de los sectores económicos y sociales con una mayor fuerza. Este proceso ha sido influenciado sin duda alguna por la revolución de las *tecnologías de la información y la comunicación* y más recientemente de la inteligencia artificial.

Esta tecnología en conjunción con otras, ha propiciado el establecimiento de la conocida como *sociedad de la información*, denominación que se le da a una sociedad cambiante donde la manipulación de datos e información ha tomado un papel crucial en las actividades económicas, sociales y culturales. El tratamiento de estos datos para su posterior puesta en valor puede suponer una ardua labor, sobre todo cuando el volumen, naturaleza desestructurada de los mismos o necesidades de trabajo en tiempo real hacen que sea imposible su almacenamiento y procesamiento acorde a las técnicas habituales. Es aquí donde como una escisión o rama de la inteligencia artificial, nace el Big Data. El Big Data ha propiciado por tanto el nacimiento de aplicaciones basadas en el análisis de datos que antes eran simplemente imposibles de llevar a cabo por las limitaciones de la tecnología. Entre sus usos más habituales están aquellos sectores o ámbitos en los que el volumen de los datos son el principal escollo a salvar. Algunos ejemplos pueden ser METEMOS VARIOS PAPERS DE USO DE BIG DATA Y FINALIZAMOS CON UNO DE REDES SOCIALES.

Como hemos visto anteriormente, las redes sociales son una de las grandes factorías de datos actuales. La cantidad de datos generada actualmente

por los usuarios de las mismas hacen que un procesado eficiente y útil de las mismas tenga que enmarcarse en soluciones de Big Data. Estas soluciones pueden servir de ayuda para comprender temas relevantes de la sociedad actual, o incluso desvelar patrones aparentemente ocultos en los hábitos de comportamiento de usuarios que pueden ser de ayuda en procesos de toma de decisiones o para diversos estudios posteriores. A este proceso de obtener valor de datos desestructurados y de gran volumen provenientes de redes sociales se denomina *social media mining*. Esta técnica está enmarcada, dependiendo de las necesidades de información, dentro de las técnicas de minería de textos, procesamiento del lenguaje natural o análisis de grafos y es una de las áreas de máximo apogeo actual entre los investigadores del ámbito de la inteligencia artificial.

En el presente proyecto, tratamos de aportar al ámbito de la minería de medios sociales, una metodología y un sistema final de análisis de tendencias u opiniones en un entorno de Big Data. El sistema será capaz de obtener de manera eficiente valor e información relevante de una gran cantidad de datos proveniente de plataformas de microblogging, como por ejemplo Twitter. En la siguiente sección veremos una breve motivación del proyecto para continuar con el enumerado de los objetivos principales que el proyecto cubre. El capítulo finaliza detallando la organización de la presente memoria.

1.1. Motivación

La totalidad de las actividades económicas y sociales del mundo actual se basan en la posibilidad de acceder a golpe de click a ingentes bases de datos de información. Esto hace que los sistemas automáticos de procesado de datos usados para obtener, procesar y mostrar esta información tomen cada vez un papel más relevante en nuestro día a día. Como vimos en la introducción estas soluciones se enmarcan en multitud de sectores y herramientas como por ejemplo las enfocadas al marketing [4] en pequeñas y grandes compañías, a la elaboración de modelos predictivos en ámbitos financieros o de seguros [5]

Las técnicas de minería de datos y extracción de conocimiento, tales como reglas de asociación, clustering o modelos de clasificación entre otras, no son muy distintas al menos en el concepto general de la búsqueda de relaciones en cualquier ámbito o problema. Pese a que estas técnicas están presentes en

casi todas las vertientes de estudio y desarrollo con las que los seres humanos actualmente trabajan, hay ciertos problemas o enfoques en los que destacan notablemente y en los cuales son herramientas esenciales. Estos problemas son tales como la detección de comunidades [1], la realización de diversos estudios y herramientas enfocados y por supuesto la minería de redes sociales o el análisis de sentimientos [2] [3].

Estos últimos campos, actualmente se han convertido en una de las vertientes más estudiadas, dado su interés para comprender los hábitos de los usuarios desde una perspectiva de análisis más fiable incluso a preguntar de forma particular a las personas, cuyas respuestas pueden estar sesgadas por el estudio en cuestión. Es en la minería de redes sociales, junto con las técnicas anteriormente introducidas y que veremos con más detalle en los puntos siguientes, donde surge lo que conocemos como análisis de tendencias o **minería de opiniones**. Objeto de estudio en el que se trata de comprender o analizar comportamientos, actividades y opiniones, por ejemplo, de consumidores de cierto producto o usuarios de cierta red social. El fin de estas técnicas es por tanto la extracción de conocimiento útil que pueda traducirse en ventajas competitivas en el proceso de toma de decisiones de una pequeña o gran compañía, sin olvidar claro está las connotaciones científicas y áreas de estudio que se pueden desarrollar en el proceso.

Este ámbito, que aúna, técnicas de minería de datos, redes sociales y en cierta medida Big Data, es relativamente nuevo, debido sin duda alguna a la novedad que las redes sociales ofrecen. Por poner algún ejemplo, Twitter fue fundada en el año 2006 y Facebook en el 2005, lo que nos da una media de unos 11 años de vida en las redes sociales más famosas, antiguas y usadas. Por otro lado, debemos tener en cuenta que su implantación y comercialización en la sociedad no tuvo lugar el mismo día de fundación por lo que su ‘edad’ sería aún menor.

Si dejamos apartado el ‘problema’ de la reciente novedad de las redes sociales, y nos centramos en los aspectos puramente informáticos del proyecto (BigData y minería de opiniones), también tienen un notable carácter de novedad. El BigData por su parte, es uno de los más recientes avances de la computación a gran escala, haciendo que nos encontremos aún en los albores de la explotación de esta tecnología. Por su parte, la minería de opiniones, íntimamente ligada a la minería de redes sociales y la aparición de estas

por tanto, promueve un gran interés tanto en los aspectos empresariales y comerciales de la sociedad como en ámbitos relacionados con la investigación.

La novedad del estudio de estas técnicas, hace que haya pocos trabajos previos completamente relacionados con el ámbito de estudio, pero también hace que actualmente sea una de las áreas de investigación que más interés suscita entre la comunidad científica, dada la creciente importancia que las redes sociales digitales están tomando en casi la totalidad de las acciones y tareas de nuestro día a día.

1.2. Objetivos del proyecto

El presente proyecto fin de máster podría encuadrarse en un objetivo principal que a su vez quedaría definido por un conjunto de objetivos secundarios. El objetivo principal del proyecto sería por tanto, el estudio, desarrollo y validación de un sistema capaz de minar opiniones sobre plataformas de microblogging en un entorno de Big Data, permitiendo visualizar los resultados de una manera amigable y útil para el usuario final (investigador), aportando valor a las posibles preguntas de investigación que este pudiera formular. Este objetivo final, puede definirse como hemos visto antes en función de los siguientes objetivos secundarios:

- Estudio del estado del arte en el campo de la minería de opinión basada en Big Data en plataformas de microblogging .
- Obtención y salvado de un corpus de datasets de gran tamaño que permitan elaborar la experimentación y validación del sistema final.
- Desarrollo y aplicación de una metodología de preprocesado de datos eficaz para conjuntos de textos provenientes de plataformas de microblogging.
- Aplicación de técnicas de minería de datos descriptiva para obtener patrones interesantes en los datos.
- Pruebas y experimentación.
- Puesta en valor del sistema mediante técnicas de visualización dinámicas e interactivas basadas en web.

- Análisis de resultados y comparación de los mismos con posibles eventos políticos y sociales.

1.3. Organización de la memoria

Capítulo 2

Planificación del proyecto

Planificar un proyecto informático de manera correcta ser el factor crucial que determine el éxito, o en su defecto el fracaso del mismo. La necesidad de una correcta planificación se acentúa más en proyectos enmarcados dentro de ámbito del Big Data. Estos proyectos son verdaderas obras de ingeniería teniendo en cuenta la necesidad de equipos, recursos humanos, software, variables (tiempo de computo, memoria, costes) que pueden implicar. Es por ello, que en este capítulo haremos un pequeño resumen de la planificación del proyecto, aportando una visión general de los recursos implicados.

2.1. Gestión de recursos

En la primera sección de este capítulo, se hará un repaso por los principales recursos implicados pudiendo estos ser categorizados como personal, hardware y software, los cuales son a su vez los tres pilares clave de un proyecto de tecnologías de la información y la comunicación.

2.1.1. Personal

El personal a cargo del proyecto, consta principalmente del autor José Ángel Díaz García, encargado de desarrollar todas las partes del mismo mediante la supervisión de los tutores. Por otro lado se ha contado con cierta

asesoría y ayuda de miembros del equipo de investigación de bases de datos y sistemas de información inteligentes.

2.1.2. Hardware

Para elaboración de memorias, notas, artículos así como para los procesos de datos menos complejos se ha utilizado el sistema descrito en la tabla 2.1. Por otro lado, todo el proceso basado en Big Data se ha llevado a cabo en el cluster de procesamiento de datos del grupo de investigación, este cluster está formado por 4 máquinas cuyas especificaciones pueden verse en la tabla recluster.

Elemento	Características
Procesador	2,6 GHz Intel Core i5
Memoria Ram	8 GB 1600 MHz DDR3
Disco duro	SATA SSD de 120 GB

Tabla 2.1: Especificaciones técnicas de la máquina personal usada.

Elemento	Características
Procesador	Intel Xeon E5-2665
Memoria Ram	32 GB
Núcleos	8

Tabla 2.2: Especificaciones técnicas del cluster.

2.1.3. Software

El software utilizado es en su práctica totalidad software libre, siendo el restante software propietario cuyas licencias vienen incluidas en el sistema operativo de la máquina usada siendo este OS X . El software usado es:

- **TeXShop:** Procesador de textos basado en Latex usado para elaborar la documentación del presente proyecto.

- **Twitter:** Red social de microblogging.
- **MongoDB:** Base datos noSQL usada como almacén persistente de los datos.
- **RStudio:** Entorno de Desarrollo en R donde se ha realizado la mayor parte del proceso del proyecto.
- **RSpark:** Pasarela entre R y Spark que permite usar funciones de Spark de manera nativa en R.
- **Spark:** Entorno de computación en cluster usado para elaborar los procesos de Big Data más complejos.
- **Git:** Sistema utilizado para el control de versiones.

2.2. Planificación temporal

En este punto estudiaremos la planificación temporal seguida, así como los pequeños hitos que en cada una de las etapas se fueron consiguiendo y la duración de las mismas.

1. **Obtención de información y estudio del tema:** La primera parte del proyecto consistió en la obtención de información acerca de la minería de opiniones y de las reglas de asociación así como de la aplicación de estas en el ámbito de la minería de redes sociales y más concretamente en Twitter. En este primer proceso de recopilación de información también se estudiaron temas más genéricos dentro del Big Data y la minería de datos con el fin de tener una visión global de las herramientas y técnicas a estudiar y usar en el problema. Esta etapa aunque ha sido continua, tuvo especial importancia desde mediados de noviembre de 2016 a finales de diciembre de ese mismo año.
2. **Estudio del estado del arte:** Tras obtener buena cantidad de información y comprender el problema a resolver, se realizó un estudio exhaustivo del estado del arte de la materia así como a comenzar a desarrollar los primeros capítulos de la memoria en cuestión. Esta etapa tuvo lugar desde finales de diciembre de 2016 hasta finalizar el proyecto

debido a que se ha realizado un estudio continuo de los nuevos trabajos que iban apareciendo sobre la temática.

3. **Selección de herramientas:** Una vez fijado Twitter como medio objetivo, se llevó a cabo una investigación sobre las herramientas más oportunas para la obtención de los tuits de la red social. Esta etapa tuvo lugar entre final de junio y principio de julio de 2017.
4. **Obtención del dataset:** Para poder comenzar a hacer pruebas y desarrollar el sistema basado en reglas, una vez elegida la herramienta, se comenzó a obtener datos de la red social durante unos días ininterrumpidamente para tener un conjunto de entrenamiento suficiente. Esta tarea tomo lugar a mediados de julio de 2017.
5. **Carga y preprocesado de los datos:** Una vez obtenidos los datos y almacenados en MongoDB se hizo necesaria su carga y limpieza, esta tarea no es trivial ya que necesitó de técnicas de procesado del lenguaje natural y aplicaciones de Big Data para poder trabajar con un volumen de datos muy elevado en una máquina estándar como es el caso. Esta tarea fue llevada a cabo entre los meses de julio y octubre de 2017.
6. **Limpieza de datos:** Dado que partimos de un problema no supervisado, donde los datos carecían de filtrado alguno, esta fue una de las etapas que más tiempo tomó. Tras la aplicación de técnicas básicas de limpieza en minería de textos, se aplicaron técnicas experimentales de procesamiento del lenguaje natural para filtrar los datos y poder poner el foco del problema en aquel subconjunto de datos que hace referencia a personas. Dado el volumen de datos esta etapa precisó el uso de un cluster de procesado así como de técnicas de programación paralela y concurrente que podríamos enmarcar como Big Data. Esta tarea fue llevada a cabo entre octubre y diciembre de 2017.
7. **Análisis exploratorio de datos:** Sobre el dataset final, se han realizado gráficos y estudios estadísticos básicos con el fin de conocer y entender mejor la naturaleza de los mismos. Esta tarea fue llevada a cabo durante el mes de diciembre de 2017.
8. **Análisis de sentimientos:** Sobre los datos, se aplicaron técnicas de análisis de sentimientos para poder realizar gráficos que nos ayudaran a discernir qué palabras o expresiones estaban relacionadas en nuestro

dataset con sentimientos para en el paso de obtención de reglas de asociación poder polarizar en cierta medida las mismas, o tener al menos, otro enfoque subjetivo de éstas, pudiendo así desambiguar en cierta medida las mismas. Esta tarea fue llevada a cabo durante el mes de diciembre de 2017.

9. **Reglas de asociación y experimentación:** Con los datos limpios y estudiados, se obtienen un conjunto de reglas de asociación sobre la temática y se experimenta sobre el mismo obteniendo distintos conjuntos en función de itemsets frecuentes, así como de la variación de los parámetros de confianza y soporte en las reglas. Esta tarea comprendió los meses de diciembre de 2017 y enero de 2018.
10. **Elaboración de la memoria:** La memoria ha constado de una elaboración continua, ya que continuamente se han ido añadiendo y refinando capítulos en función de cómo se avanzaba en el proceso de desarrollo y experimentación. Los meses que ha comprendido su elaboración, han sido por tanto desde primeros de febrero de 2017 hasta enero de 2018.

2.3. Requisitos del sistema final

Dado que el sistema final estará basada en una pequeña aplicación web en este punto veremos un pequeño análisis de requisitos del mismo.

2.3.1. Requisitos funcionales

- **RF1:** El sistema permitirá al usuario final elegir sobre que términos desea obtener información.
- **RF2:** El sistema mostrará al usuario final de una manera amigable mediante tag clouds y tablas la información sobre los términos que cubran su necesidad de información.
- **RF3:** El sistema permitirá refinar la búsqueda en función de diversos factores, como por ejemplo frecuencias.

- **RF4:** El sistema actualizará de manera automática los métodos de visualización en función de los posibles patrones de refinado introducidos por el usuario.
- **RF5:** El sistema permitirá también al usuario ver los sentimientos asociados con términos, así como la polaridad de los tweets o las reglas de asociación asociadas a los tweets.

2.3.2. Requisitos no funcionales

- **RNF1:** El sistema debe trabajar con corpus de datos de varios GB sin problema.
- **RNF2:** El sistema debe poder crear los recursos de visualización para un determinado termino en menos de 30 segundos.
- **RNF3:** El sistema debe poder operar de manera concurrente con hasta 10 usuarios.

2.4. Costes

Tras el análisis de los recursos empleados y la planificación temporal seguida, es menester estimar los costes del proyecto en el supuesto caso de su implantación en una empresa o grupo de investigación. Esta estimación de costes está realizada en función de dos verticales, los gastos de personal y los gastos de ejecución.

Personal

Como hemos descrito en la sección 2.1.1 el personal radica en un solo investigador y la dedicación total atendiendo a la carga lectiva del proyecto final de máster, estaría en torno a los 3 meses a jornada completa. Teniendo en cuenta una estimación de unos 2000 euros brutos al mes tendríamos un total de 6000 euros en gastos de personal.

Ejecución

En esta categoría encontramos los gastos de adquisición del material inventariable así como los gastos del material fungible. Como inventariable, tenemos los equipos descritos en la tabla 2.1.2, es decir, el equipo personal y el cluster de procesado cuyo coste en función del período de amortización (precio por uso dividido entre tiempo de amortización) puede verse en la tabla 2.3.

Unidad	Precio	Periodo Amortización	Duración proyecto	Total
Mac pro 2,6GHz	1300	2 años	1,5 meses	81,25
Intel Core i5				
Cluster	6000	6	1mes	120

Tabla 2.3: Detalle de costes inventariables.

Si atendemos a los costes fungibles, es decir, aquellos no inventariables como el material de oficina, podríamos estimarlos en unos 100 euros.

Resumen de gastos

En la tabla 2.4 podemos ver un total de los gastos del proyecto en función a lo descrito en esta sección.

Gastos elegibles	Total
Personal	6000
Costes inventariables	111,25
Costes fungibles	100
TOTAL	6211,25

Tabla 2.4: Resumen final de costes.

Bibliografía

- [1] Moosavi, S.A. and Jalali, M. Community detection in online social networks using actions of users. 2014 *Iranian Conference on Intelligent Systems, ICIS*.
- [2] K. Kwon, Y. Jeon, C. Cho, J. Seo, In-Jeong Chung, H. Park: Sentiment trend analysis in social web environments. *BigComp 2017*, 261-268
- [3] M. Pilar Salas-Zárate, J. Medina-Moreira, K. Lagos-Ortiz, H. Luna-Aveiga, M. Ángel Rodríguez-García, R. Valencia-García: Sentiment Analysis on Tweets about Diabetes: An Aspect-Level Approach. *Comp. Math. Methods in Medicine* 2017.
- [4] Serrano-Cobos, Jorge. Big data y analítica web. Estudiar las corrientes y pescar en un océano de datos. *El profesional de la información*, 2014, vol. 23, n. 6, pp. 561-565.
- [5] E. W. T. Ngai, Yong Hu, Y. H. Wong, Yijun Chen, and Xin Sun. 2011. The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification framework and an academic review of literature. *Decis. Support Syst.* 50, 3 (February 2011), 559-569.
- [6] Pritam Gundecha, Huan Liu. Mining Social Media: A Brief Introduction. Arizona State University, Tempe, Arizona.
- [7] B Liu, L Zhang . A survey of opinion mining and sentiment analysis. *Mining text data*, 2012. Springer.
- [8] S. Noferesti, and M. Shamsfard. Resource Construction and Evaluation for Indirect Opinion Mining of Drug Reviews. *PLOS ONE*, 2015.

- [9] Cambria E, Speer R, Havasi C, Hussain A. SenticNet: A publicly available semantic resource for opinion mining. *AAAI CSK*. 2010, 14-8.
- [10] Baier D., Daniel I. Image Clustering for Marketing Purposes. In: Gaul W., Geyer-Schulz A., Schmidt-Thieme L., Kunze J. *Studies in Classification, Data Analysis, and Knowledge Organization*. Springer, Berlin, Heidelberg. 2012.
- [11] Rakesh Agrawal, Tomasz Imieliski, and Arun Swami. Mining association rules between sets of items in large databases. *SIGMOD Rec.* 22, 1993, 207-216.
- [12] P. Mandave, M. Mane, S. Patil. Data mining using Association rule based on APRIORI algorithm and improved approach with illustration. *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology (IJLTET)*, Vol. 3 Issue2 November 2013.
- [13] Yong Yin, Ikou Kaku, Jiafu Tang, JianMing Zhu. Data Mining. Chapter 2, Association Rules Mining in Inventory Database (pp 9-23). Springer, 2011.
- [14] R. Dehkharghani, H. Mercan, A. Javeed, Y. Saygin: Sentimental causal rule discovery from Twitter. *Expert Syst. Appl.* 41(10): 4950-4958 (2014).
- [15] S. M. Weiss and N. Indurkha. *Predictive data mining: a practical guide*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 1998.
- [16] A. Petland. Reinventing society in the wake of big data. Edge.org, <http://www.edge.org/conversation/reinventing-society-in-the-wake-of-big-data>, 2012. Accedido el 1 de marzo de 2018.
- [17] D. Laney. 3-D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity and Variety. *META Group Research Note, February 6*, 2001.
- [18] Han, J.W. and Kamber, M. (2001) Data Mining: Concepts and Techniques. Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Francisco.
- [19] Tan, P.N., Steinbach, M. and Kumar, V. (2006) Introduction to Data Mining. Pearson Education, Inc., London, 30-336.

- [20] W. Seo, J. Yoon, H. Park, B. Coh, J. Lee, O. Kwon. Product opportunity identification based on internal capabilities using text mining and association rule mining. *Technological Forecasting & Social Change* 105 (2016) 94-104.
- [21] M. Kaura, S. Kanga. Market Basket Analysis: Identify the changing trends of market data using association rule mining. International Conference on Computational Modeling and Security (CMS 2016). *Procedia Computer Science* 85 (2016) 78 - 85.
- [22] K. Jayabal, Dr. P. Marikkannu. An Efficient Big Data processing for frequent itemset mining based on MapReduce Framework. *International Journal of Novel Research in Computer Science and Software Engineering* Vol. 3, Issue 1, pp: (130-134).
- [23] Lin, Ming-Yen and Lee, Pei-Yu and Hsueh, Sue-Chen. Apriori-based Frequent Itemset Mining Algorithms on MapReduce. *ICUIMC* , 2012. pp(76:1-76:8).
- [24] X. Zhou and Y. Huang. An improved parallel association rules algorithm based on MapReduce framework for big data. 11th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), Xiamen, 2014, pp. 284-288.
- [25] Y. Chen, F. Li, J. Fan. Mining association rules in big data with NGEF. *Cluster Computin*, 2015, 18:2, 577-585.
- [26] Dr. R Nedunchezian and K Geethanandhini. Association Rule Mining on Big Data. International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT). Volume 5 - Issue 05. (2015). 0
- [27] M Adedoyin-Olowe, M Medhat Gaber, Frederic T. Stahl: A Survey of Data Mining Techniques for Social Media Analysis. *JDMDH* 2014.
- [28] YZhou, N Sani, Chia-Kuei Lee, J Luo: Understanding Illicit Drug Use Behaviors by Mining Social Media. *CoRR* abs/1604.07096 (2016).
- [29] L Cagliero and A Fiori. Analyzing Twitter User Behaviors and Topic Trends by Exploiting Dynamic Rules. Behavior Computing: Modeling, Analysis, Mining and Decision. Springer, 2012 pp. 267-287.

-
- [30] L. Maria Aiello, G Petkos, Carlos J. Martín, D Corney, S Papadopoulos, R Skraba, A Göker, I Kompatsiaris, A Jaimes: Sensing Trending Topics in Twitter. *IEEE Trans. Multimedia* 15(6): 1268-1282 (2013).
 - [31] X Yu, S Miao, H Liu, Jenq-Neng Hwang, W Wan, J Lu: Association Rule Mining of Personal Hobbies in Social Networks. *Int. J. Web Service Res.* 14: 13-28 (2017).
 - [32] F Erlandsson, P Bródka, A Borg, H Johnson: Finding Influential Users in Social Media Using Association Rule Learning. *Entropy* 18: 164 (2016).
 - [33] A Pak, P Paroubek. Twitter as a Corpus for Sentiment Analysis and Opinion Mining. *Lrec.* 2010.
 - [34] Ana M. Popescu and O Etzioni. Extracting product features and opinions from reviews. *HLT '05 Proceedings of the conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing* Pages 339-346. 2005.
 - [35] Hai Z., Chang K., Kim J. (2011) Implicit Feature Identification via Co-occurrence Association Rule Mining. In: Gelbukh A.F. (eds) *Computational Linguistics and Intelligent Text Processing. CICLing 2011*. Lecture Notes in Computer Science, vol 6608. Springer, Berlin, Heidelberg
 - [36] Yuan M., Ouyang Y., Xiong Z., Sheng H. (2013) Sentiment Classification of Web Review Using Association Rules. In: Ozok A.A., Zaphiris P. (eds) *Online Communities and Social Computing. OCSC 2013*. Lecture Notes in Computer Science, vol 8029. Springer, Berlin, Heidelberg
 - [37] Z Farzanyar, N Cercone: Efficient mining of frequent itemsets in social network data based on MapReduce framework. *ASONAM 2013*: 1183-1188.
 - [38] S. Gole and B. Tidke, Frequent itemset mining for Big Data in social media using ClustBigFIM algorithm. International Conference on Pervasive Computing (ICPC), Pune, 2015, pp. 1-6.
 - [39] S. Moens, E. Aksehirli, B. Goethals: Frequent Itemset Mining for Big Data. *BigData Conference 2013*: 111-118.

- [40] J Yang and B Yecies. Open AccessMining Chinese social media UGC: a bigdata framework for analyzing Douban movie reviews, 2016, *Journal of Big Data*, vol 1.
- [41] Abascal-Mena R., López-Ornelas E., Zepeda-Hernández J.S. User Generated Content: An Analysis of User Behavior by Mining Political Tweets. In: Ozok A.A., Zaphiris P. *Online Communities and Social Computing. OCSC 2013*. Lecture Notes in Computer Science, vol 8029. Springer, Berlin, Heidelberg
- [42] Esuli, A., Sebastiani, F.: SENTIWORDNET: A Publicly Available Lexical Resource for Opinion Mining. *Proceedings of the 5th Conference on Language Resources and Evaluation*, LREC 2006, Genova, Italy, pp. 417-422 (2006)
- [43] D. Ediger, K. Jiang, J. Riedy, D. A. Bader and C. Corley, "Massive Social Network Analysis: Mining Twitter for Social Good,"2010 39th International Conference on Parallel Processing, San Diego, CA, 2010, pp. 583-593.
- [44] Web del proyecto MongoDB. <https://www.mongodb.com>. Accedido el 1 de marzo de 2018.
- [45] Web del proyecto Tweepy. <http://www.tweepy.org>. Accedido el 1 de marzo de 2018.
- [46] Web de Scrapy. <https://scrapy.org>. Accedido el 1 de marzo de 2018.
- [47] Web de Scrapinghub. <https://scrapinghub.com>. Accedido el 1 de marzo de 2018.
- [48] Matei Zaharia, Reynold S. Xin, Patrick Wendell, Tathagata Das, Michael Armbrust, Ankur Dave, Xiangrui Meng, Josh Rosen, Shivaram Venkataraman, Michael J. Franklin, Ali Ghodsi, Joseph Gonzalez, Scott Shenker, and Ion Stoica. 2016. Apache Spark: a unified engine for big data processing. *Commun. ACM* 59, 11 (October 2016), 56-65.
- [49] I. Feinerer ,K. Hornik. (2017) Text Mining Package (Versión 0.7-3) [Software] Recuperado de <https://cran.r-project.org/>

- [50] Jenny Rose Finkel, Trond Grenager, and Christopher Manning. 2005. Incorporating Non-local Information into Information Extraction Systems by Gibbs Sampling. *Proceedings of the 43rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics* (ACL 2005), pp. 363-370.
- [51] Manning, Christopher D., Mihai Surdeanu, John Bauer, Jenny Finkel, Steven J. Bethard, and David McClosky. 2014. The Stanford CoreNLP Natural Language Processing Toolkit In *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: System Demonstrations*, pp. 55-60.
- [52] Coupland, D. *Microserfs*. HarperCollins, Toronto, 1995.
- [53] K. Hornik, C. Buchta, T. Hothorn, A. Karatzoglou, D. Meyer, A. Zeileis (2018) R/Weka Interface (Versión 3.9.2) [Software] Recuperado de <https://cran.r-project.org/>
- [54] R. Agrawal and R. Srikant Fast algorithms for mining association rules in large databases. 1994. *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases*, VLDB, pp. 487-499.
- [55] Han, J., Pei, H., Yin, Y.: Mining Frequent Patterns without Candidate Generation. 2000. *Proc. Conf. on the Management of Data* (SIGMOD 2000), Dallas, TX, pp. 1-12.