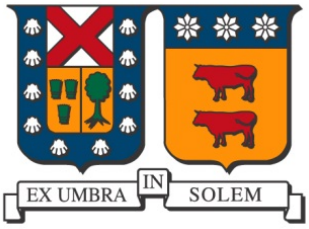
UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA
CIUDAD - CHILE



“DISEÑO DE UNA GUÍA DE CONDUCTAS PARA LA VIRALIZACIÓN DE ALTO IMPACTO DE CONTENIDOS EN TWITTER.”

CARLOS ALBERTO ANDRADE CABELLO

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL EN INFORMÁTICA

Profesor Guía: José Luis Martí Lara
Profesor Correferente: ???

Agosto - 2019

DEDICATORIA

Considerando lo importancia de este trabajo para los alumnos, este apartado es para que el autor entregue palabras personales para dedicar este documento. La extensión puede ser de máximo una hoja y se deben mantener este formato, tipo y tamaño de letra.

AGRADECIMIENTOS

Considerando la importancia de este trabajo para los alumnos, este apartado se podrá incluir en el caso de que el autor desee agradecer a las personas que facilitaron alguna ayuda relevante en su trabajo para la realización de este documento. La extensión puede ser de máximo una hoja y se deben mantener este formato, tipo y tamaño de letra.

RESUMEN

Resumen— El resumen y las palabras clave no deben superar la mitad de la página, donde debe precisarse brevemente: 1) lo que el autor ha hecho, 2) cómo lo hizo (sólo si es importante detallarlo), 3) los resultados principales, 4) la relevancia de los resultados. El resumen es una representación abreviada, pero comprensiva de la memoria y debe informar sobre el objetivo, la metodología y los resultados del trabajo realizado.

Palabras Clave— Cinco es el máximo de palabras clave para describir los temas tratados en la memoria, ponerlas separadas por punto y comas.

ABSTRACT

***Abstract*—** Corresponde a la traducción al idioma inglés del Resumen anterior. Sujeto a la misma regla de extensión del Resumen.

***Keywords*—** Corresponde a la traducción al idioma inglés de Palabras Clave anteriores.

GLOSARIO

Aquí se deben colocar las siglas mencionadas en el trabajo y su explicación, por orden alfabético. Por ejemplo:

Red Social: Sitio Web, aplicación o cualquier plataforma que utilice internet para conectar a personas a través de diversas dinámicas, como lo son el compartir y consumir contenido generado por otros usuarios, mensajería, etc.

Twitter: Red social de Microblogging en la cual los usuarios registrados comparten contenidos llamados Tweets.

Tweet: Contenido generado por lo usuarios de la plataforma Twitter, se basa en un texto limitado a 280 caracteres. Estos pueden poseer imágenes, videos, enlaces, entre otros.

Thread (Hilo): Funcionalidad de la plataforma Twitter, la cual permite escribir varios Tweets que se referenciarán de forma secuencial, permitiendo visualizar contenido extenso.

Cronología: Cuando un usuario sigue a otro, este se suscribe al contenido generado de la persona a seguir. Los tweets se presentan en la página inicial de twitter de cada usuario, a esta colección ordenada de forma cronológica se llama Cronología o timeline (TL) en inglés.

Retweet: Abreviado como RT, es la forma de compartir contenido generado por otro usuario de la plataforma, al hacer RT, los seguidores de la persona que realiza el retweet verán en su cronología el tweet original.

Favorito (Twitter): Tambien llamado *Like* o ”Me Gusta.[es] una funcionalidad presente en cada tweet, en el cual el usuario puede demostrar afinidad con el contenido presentado.

Respuesta (Twitter): Es un tweet escrito a modo de respuesta a otro tweet, generando dialogo entre los participantes.

Seguidor: Cuenta suscrita a los contenidos de otra, también es llamado Follower, por su nombre en inglés.

Seguido: Cuenta a la cual se encuentra suscrita otra cuenta.

Viralización: Fenómeno en el cual los contenidos se propagan de forma rápida e independiente, sin publicidad ni marketing, llegando de forma exponencial a nuevas personas.

Contenido Viral: Unidad de información que se ha propagado de forma rápida a una cantidad muy grande de usuarios.

Tópico: Tema (Idea o categoría) de una palabra o documento.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

ÍNDICE DE FIGURAS

ÍNDICE DE TABLAS

INTRODUCCIÓN

Debe proporcionar a un lector los antecedentes suficientes para poder contextualizar en general la situación tratada, a través de una descripción breve del área de trabajo y del tema particular abordado, siendo bueno especificar la naturaleza y alcance del problema; así como describir el tipo de propuesta de solución que se realiza, esbozar la metodología a ser empleada e introducir a la estructura del documento mismo de la memoria.

En el fondo, que el lector al leer la Introducción pueda tener una síntesis de cómo fue desarrollada la memoria, a diferencia del Resumen dónde se explicita más qué se hizo, no cómo se hizo.

CAPÍTULO 1
DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

En este capítulo se definirá el contexto y el problema a resolver, además de presentar el objetivo general y los objetivos específicos, el capitulo finaliza definiendo el alcance del trabajo.

1.1. Contexto del problema

En la actualidad la sociedad chilena se encuentra hiperconectada, con una penetración del 71,7 % de personas con conexión a internet, de las cuales, el 94 % se conecta principalmente a través de un dispositivo móvil. Estas personas utilizan en promedio 17 aplicaciones, siendo estas en su mayoría redes sociales. Lo anterior convierte a las redes sociales en uno de los mercados más interesantes para difundir contenidos debido al alcance y penetración que presentan en Chile.

Una de las redes sociales más utilizadas es la plataforma de microblogging Twitter, en la cual se pueden compartir diversos contenidos en publicaciones llamadas Tweet, la cual posee un límite de 280 caracteres (anteriormente 140).

El 2017 fue estrenada una funcionalidad en Twitter llamada "*Threads*" o Hilos, con la cual es posible escribir diversos Tweets seguidos, los cuales se verán agrupados. Esta funcionalidad es muy útil cuando la información que se desea compartir es mucho más extensa como para ser presentada en un único Tweet.

Gracias a esta nueva funcionalidad presentada, es posible difundir contenidos que anteriormente eran más difíciles de viralizar debido a su extensión, lo que ha generado un gran interés para diversas entidades que buscan expandir sus receptores de información (ya sea clientes, adherentes políticos u otros, según sea quien difunda el contenido).

Considerando lo interesante del mercado presentado, en conjunto con las nuevas funcionalidades introducidas en las diversas plataformas sociales, es que empresas, organizaciones, entidades de gobierno e incluso personalidades públicas están invirtiendo en personal (Community Manager) para posicionar entre los usuarios su marca o contenido asociado, los cuales actualmente puede que posea o no los conocimientos necesarios para la difusión de contenidos.

Al existir dineros invertidos, es de gran interés poseer conocimientos específicos para generar un mayor impacto y viralización de los contenidos desarrollados, por lo que se reconoce como problema el no existir una guía o manual de buenas prácticas para difundir contenido a través de Twitter.

Finalmente, se reconoce que una guía de buenas prácticas para la viralización de contenidos aporta un gran valor para las diversas entidades que desean posicionar productos, marcas o campañas en la plataforma social, puesto que optimizaría los recursos invertidos para este objetivo.

1.2. Identificación del problema

Se identifica como problema la dificultad de popularizar contenidos en una plataforma tan utilizada y saturada de información como lo es Twitter, debido a esto, se busca una forma de maximizar su ***impacto***, por lo que se desea analizar una gran cantidad de Tweets.

Debido a que se busca realizar un análisis del contenido puesto en la plataforma, se decide realizar análisis a Hilos de Tweets, buscando así una mayor precisión en el estudio de documentos.

De manera inicial se posee un dataset de 503 *Threads*, los cuales en conjunto suman 8,894 Tweets.

Cada registro posee id, número del *Thread* perteneciente, *timestamp*, contenido, cantidad de Retweets, cantidad de *likes* y cantidad de *replies*, tal como se puede apreciar en la figura 1.

	A	B	C	D	E	F	G
1	id	thread_number	timestamp	text	retweets	likes	replies
2	999307110902050818	Thread 1	1527088356	Extraordinary evidence at Treasury committee from Jon Thompson, CEO of HMRC on customs and Brexit today https://t.co/DJhIQhmVwJ	66	59	5
3	999307395712143360	Thread 1	1527088424	The Brexiter favourite Max Fac - would cost business between £17 and £20bn a year	83	107	10

Figura 1: Ejemplo de registros de los datos inicialmente obtenidos.
Fuente de los datos: Kaggle.

Los registros están divididos en 5 archivos, separados por rangos de cantidad de Tweets en *Threads*, siendo estos largo de 5 a 10, 10 a 15, 15 a 20, 20 a 25 y 25 a 30 Tweets.

Además de la información que ya se posee de manera inicial, es necesario rescatar información de Twitter a través de la API, atributos del usuario como lo son el id, seguidores, seguidos y cantidad de Tweets, los cuales serán necesarios para el análisis a realizar.

Puesto que se busca popularizar contenidos, es de vital importancia hacer estudios sobre el texto en sí, por lo que también se deben realizar diversos análisis, como lo son la detección de tópicos y de sentimientos.

En conjunto con todo lo anterior, es necesario destacar la necesidad de almacenar toda la información obtenida de forma tal que sea posible manipular los datos de forma rápida a través de código y herramientas de análisis, por lo que se debe definir una estructura y forma de almacenamiento para los datos óptima para el estudio.

1.3. Objetivos

El objetivo general de esta memoria consiste en Diseñar y validar una guía de conductas para la viralización de alto impacto de contenidos en la plataforma Twitter a través de la funcionalidad de *Threads*, mediante el análisis de múltiples dimensiones de diversos *Threads*.

Objetivos específicos

- Estudiar el impacto generado según el largo, la emoción y el tópico de los *Threads*, para identificar factores en común en los mensajes populares.
- Estudiar la relación entre el autor y el impacto de los *Threads*, para reconocer la importancia del autor en relación al impacto del contenido.
- Analizar la relación de Favoritos, RTs y respuestas del Tweet principal y los siguientes en un Thread, para estudiar el comportamiento viral de estos.
- Examinar y asociar relaciones descubiertas entre variables de estudio, para proponer buenas prácticas de difusión de contenido.

1.4. Alcances

Para el trabajo a realizar se analizarán los atributos de al rededor de 9,000 Tweets, agrupados en aproximadamente 500 *Threads*. Estos documentos de estudio fueron obtenidos de la plataforma Kaggle [1]. Los documentos de estudio se encuentran escritos en inglés, algunos sólo poseen texto, sólo elementos multimedia, o ambos, por lo que se deberá realizar una limpieza inicial.

De manera inicial se poseen cinco archivos de valores separados por coma (.csv), los cuales tienen los siguientes atributos: id, número del *Thread* perteneciente, timestamp, contenido, cantidad de reTweets, cantidad de likes y cantidad de replies.

Se busca realizar un análisis tanto del impacto del contenido, como la influencia en sí del usuario en la viralización del Thread, por lo que también se debe rescatar la información del usuario creador.

[1] Twitter *Threads*: https://www.kaggle.com/danielgrijalvas/Twitter-*Threads*/

CAPÍTULO 2
MARCO CONCEPTUAL

A continuación se presenta el marco conceptual, que sirve como base para el trabajo a desarrollar. Se reconoce la plataforma fuente de los documentos a estudiar, se definen las dimensiones estudio de los documentos y finalmente se estudian las metodologías de trabajo existentes para el análisis de Twitter.

2.1. Plataforma Twitter

Twitter es una plataforma de microblogging desarrollada por Jack Dorsey el 2006, en la cual es posible compartir contenido, ya sea texto, videos, imagenes, entre otros. Los usuarios utilizan la plataforma para conversar sobre diversos temas, como por ejemplo sus pensamientos a lo largo del día, noticias que encuentren interesantes o incluso comentar política o programas de televisión y cualquier otro tema que consideren contingentes.

Figura 2: A la izquierda: Ejemplo de un TL, A la derecha: Ejemplo de un perfil público
Fuente: Twitter para Android.

Al Twittear (Acción de compartir contenidos) cada usuario genera contenido en su propia cuenta, por lo que para consumir el contenido de otra cuenta, los usuarios deben seguir a la cuenta de interés, lo que conlleva a que el contenido de esta aparezca en el inicio de Twitter del usuario que realizó el seguimiento. Esta acción es dirigida, por lo que se genera la distinción entre seguidores y seguidos.

Los contenidos suscritos se presentan en el inicio de la plataforma, a esto se le llama cronología o *Timeline (TL)*, un ejemplo de esto aparece en la imagen izquierda de la figura 2. En esta vista, los usuarios pueden ver los contenido generados por las cuentas que sigue el usuario.

Una cuenta puede seguir a muchos usuarios y tener muy pocos seguidores, lo que genera que éste consuma mucho contenido pero su contenido no sea consumido. El caso contrario es cuando una cuenta posee muchos seguidores pero muy pocos seguidos, a estos se le llama una cuenta popular entre usuarios. En la imagen de la derecha de la figura 2 se puede observar un ejemplo del segundo caso.

Cuando una cuenta desea compartir contenidos, es posible que un solo Tweet no sea suficiente, por lo que deberá crear varios de forma seguida, teniendo esto en cuenta, Twitter posee una funcionalidad llamada Hilos o *Threads*, con la cual es posible redactar varios Tweets de forma continua, los cuales luego serán asociados unos con otro para así poder ser mostrados de forma consecutiva, un ejemplo de esto se puede observar en la figura 3.

En diversos trabajos basados en información obtenida de Twitter son considerados varios valores presentes en la plataforma, estos pueden provenir de la cuenta o del Tweet a estudiar. Los valores más típicos a considerar de una cuenta son Las listas y cantidad de seguidores y seguidos, la cantidad de Tweets y la fecha de registro, entre otros valores que entrega la plataforma. En relación a un Tweet, los valores más comunes a la hora de realizar análisis son la lista y cantidad de hashtags, las respuestas, retweets, me gusta, fecha de publicación, entre otros.

Figura 3: Ejemplo de *Thread*
Fuente: Twitter para Android.

2.2. Dimensiones de los documentos procedentes de Twitter

Según el problema inicial, se pueden definir 3 ejes claramente distinguibles en relación a los contenidos en la red social Twitter, el primero son los tópicos o temas tratados en uno o más Tweets, el segundo son las emociones que presenten los Tweets, y el tercero es la influencia de la cuenta generadora de contenidos.

2.2.1. Tópicos

La detección de tópicos en el análisis de lenguaje natural (NLP) hace referencia al estudio de documentos para reconocer ciertos ”tópicos” o temas que se puedan estar tratando, es decir, es una forma de ”etiquetar” el tema en un documento según las palabras utilizadas.

Una de las técnicas utilizadas en la detección de tópicos es *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), el cual es un modelo estadístico generativo que aprende los tópicos latentes presentes en una colección de documentos [Petrović *et al.*, 2010].

Para el caso de estudio, la colección de documentos sería el conjunto de Tweets pertenecientes a cada *Thread*. Es factible también considerar el *Thread* de Tweets estudiado como un solo documento, lo que hace posible realizar una detección de tópicos más precisa, esto debido a que es poco probable que un Tweet sea lo suficientemente complejo como para detectar un tópico debido a que las limitaciones presentadas por la plataforma condicionan la calidad del lenguaje utilizado[Roberts *et al.*, 2012], por lo que al aglomerar varios Tweets en un documento más grande, el texto resultante posee más palabras asociadas al tema.

Existen muchas variantes de LDA para realizar detección de tópicos. En el documento [Petrović *et al.*, 2010] se presenta una adaptación para detección de nuevos eventos, también conocido en ingles como *First Story Detection*. En el texto presentan un algoritmo que a través de un *Stream* de Tweets busca detectar la primera historia relacionada a un evento particular, el cual a través de hashing analiza la similitud entre documentos, para así generar un conjunto de cada tema detectado. Cada tema tiene un limite de documentos asociados, por lo que si se debe agregar uno nuevo, se elimina el más antiguo.

En este documento también generan una red de Tweets por cada tema, al cual luego le analizan la velocidad de crecimiento, esto para estudiar el interés e impacto generado por el tema, para así diferenciar los temas más relevantes.

Otra variante presentada sobre LDA se encuentra en el texto [Lau *et al.*, 2012],en el cual se busca algo similar al texto mencionado anteriormente, diferenciandose en el método de obtención y análisis de documentos. En esta variante se utiliza un vocabulario dinámico, enfocado en la clusterización y análisis de co-ocurrencia más que en la frecuencia de términos. Este vocabulario se va actualizando en porciones de tiempo definidas, lo que permite mantener actualizados los tópicos.

La forma de manejar el texto en relación al *Stream* de datos en este texto se basa en ventanas de tiempo, lo que hace que los documentos analizados se dividan en cada ventana, esto se hace para mantener un tamaño constante de documentos analizados.

2.2.2. Emociones

La detección de emociones es parte de un área mayor llamada *Affective Computing*, la cual busca que los computadores sean capaces de detectar y expresar emociones humanas [Canales y Martínez-Barco, 2014].

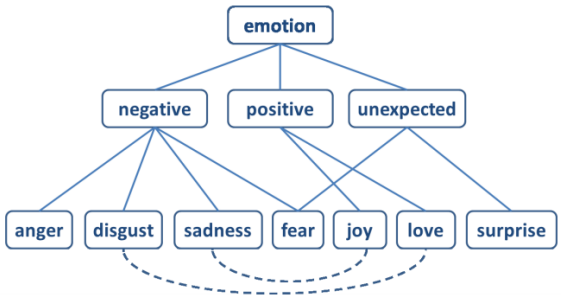


Figura 4: Relación entre las 6 emociones básicas además de amor, lineas sólidas representan herencia, mientras que las punteadas sentimientos contrarios
Fuente: Empatweet [Roberts *et al.*, 2012].

Es posible clasificar las emociones a través de diversos modelos, poseyendo estos mayor o menor nivel de especificación en sus categorías. Dependiendo del estudio realizado podrán ser clasificadas en distintas clases. Por ejemplo, Con *Sentiment Analysis* es posible obtener un rango para los sentimientos entre Positivo, Negativo o Neutro, mientras que otras categorías se basan en estudios psicológicos, los cuales reconocen varias emociones básicas: Enojo, Disgusto, Miedo, Felicidad y Sorpresa [Canales y Martínez-Barco, 2014], vale decir que las emociones mencionadas pueden ser categorizadas en los setminientos también descritos, un ejemplo de esto se ve en la figura 6.

Para la detección de emociones se reconocen tres posibles métodos para realizar esto: Métodos basados en léxicos, métodos basados en máquinas de aprendizaje supervisadas y máquinas de aprendizajes no supervisadas, teniendo cada una sus ventajas y desventajas [Canales y Martínez-Barco, 2014].

Es posible construir corpus para la detección de emociones presentes en Tweets a través de diversas técnicas, tales como extracción y etiquetado de hashtags, detección de tópicos previamente etiquetados según emociones, máquinas de aprendizajes guiadas con Tweets previamente etiquetados, entre otros [Hasan *et al.*, 2014], [Mohammad, 2012], [Roberts *et al.*, 2012].

Para cada tipo de modelo de detección se presentan diversos problemas [Hasan *et al.*, 2014], ya sea por el lenguaje utilizado, que le genera problemas a técnicas basadas por léxicos; la falta de etiquetas por parte del texto a analizar, que no permite entrenar máquinas de aprendizaje; e incluso la gran cantidad de temas tratados en Twitter, que genera un gran número de potenciales tópicos, los que presentados en forma de vectores generaría una gran cantidad de valores cero para un Tweet específico en técnicas de análisis basados en estos.

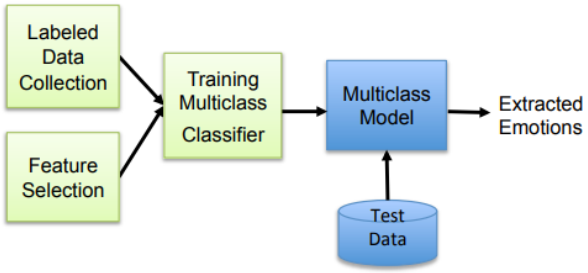


Figura 5: Ejemplo de modelo de aprendizaje supervisado para la detección de emociones en mensajes

Fuente: EmoTex [Mohammad, 2012].

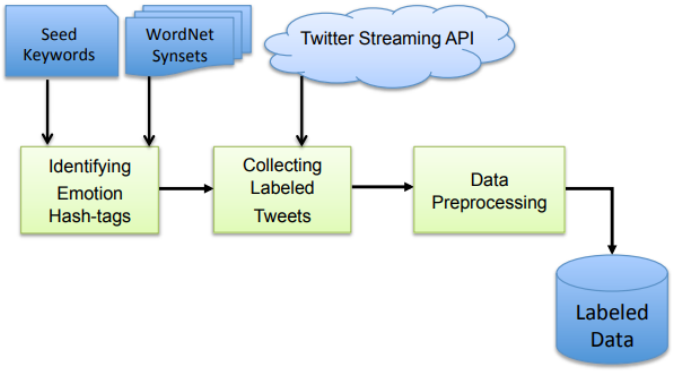


Figura 6: Ejemplo de modelo para la generación de una colección de datos etiquetados
Fuente: EmoTex [Mohammad, 2012].

2.2.3. Influencia de la cuenta generadora de contenido

Además de analizar el contenido de los Tweets en sí, también es necesario estudiar el impacto que genera. Actualmente existen varias formas de interactuar con el contenido en Twitter, es posible Responder, compartir en forma de Retweet (RT) y poner Me gusta a los Tweets(anteriormente llamado Favorito), siendo cada una de estas acciones muy distinta en la intención con la que se hacen.

Otra dimensión que hay que tomar en cuenta al momento de analizar el impacto que tiene un Tweet, es la calidad e interés que genera la misma cuenta que crea el contenido, puesto que dependiendo de el interés que genere el creador, distintas serán las reacciones que generen los Tweets[Cha *et al.*, 2010].

En la literatura se reconocen principalmente 3 tipos de influencia que pueda generar un usuario [Cha *et al.*, 2010], *indegree Influence* (Popularidad según [Garcia *et al.*, 2017]), la cual se refiere a la cantidad de seguidores que posea el usuario; *Retweet Influence*, la que medida según la cantidad de RTs que reciben sus publicaciones, indica la habilidad del usuario de generar contenidos con valor de ser compartidos; y *Mention Influence*, la cual indica el interés generado por el usuario para que otros deseen 'conversar' con el. Además de los tipos anteriores, otros autores definen una cuarta influencia que considera la frecuencia que un usuario genera nuevo Tweets [Drakopoulos *et al.*, 2017].

Para cada tipo de influencia se reconocen ciertos perfiles que generan mayor tipo de interés [Cha *et al.*, 2010]. Para *Indegree* existe una gran variedad de tipos de usuarios, siendo la mayoría canales de noticias, políticos, famosos y celebridades, mientras que para *Retweet* existe predominancia por cuentas de noticias y otros contenidos, como por ejemplo memes y videos. Finalmente se reconoce que las cuentas que generan mayor interés en el ámbito de las menciones son en su mayoría cuentas de celebridades.

Es posible también reconocer que tan transversal es la influencia de las cuentas populares en cada una de las 3 categorías de interés. Se reconoce en la literatura que las cuentas populares en RT y menciones poseen una correlación no despreciable, tal como se puede apreciar en la figura 7, además de que las cuentas más importantes poseen un impacto elevado en diversos tópicos, mientras que cuentas menos populares poseen popularidad en temas más acotados [Cha *et al.*, 2010].

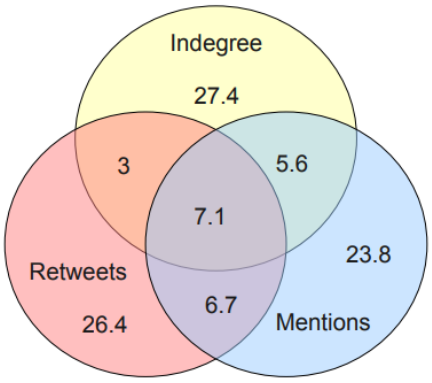


Figura 7: Diagrama de Venn de los top 100 de cada categoría de influencia, los valores se encuentran normalizados para que sumen 100 %.
Fuente: Measuring user influence in Twitter. [Cha *et al.*, 2010].

2.3. Metodologías de trabajo para el análisis de Twitter.

Es necesario definir una metodología para el trabajo a realizar, por lo que en este apartado se analizarán diversos documentos que realicen estudios de contenidos obtenidos desde Twitter, se presentarán también las métricas más relevantes encontradas, además de diversas alternativas para el almacenamiento de los datos a estudiar, finalizando con la presentación de algunas técnicas de minería de datos más utilizadas en la actualidad para el análisis inteligente de información.

2.3.1. Metodologías existentes

Debido a que busca estudiar diversas metodologías, se abordarán tres textos que realizan análisis sobre datos extraidos desde Twitter, se presenta brevemente el trabajo, los pasos que realizan y se exponen pros y contra sobre la metodología.

El primer texto a analizar es [Eysenbach, 2011], el cual busca estudiar la factibilidad de predecir la cantidad de citaciones de papers según las veces que son mencionados en Twitter. El estudio realizado se basa en la cantidad de veces que son mencionados los papers en Twitter, además de las veces que son citados por otro trabajo. El primer valor proviene de una base de datos de la *journal of medical internet research*, mientras que la cantidad de citaciones son obtenidas desde google Scholar y Scopus.

El trabajo realizado por [Eysenbach, 2011] se basa en la extracción de la cantidad de citaciones que posee un trabajo, la elaboración de diversas medidas en base a la cantidad de menciones en diversos periodos de tiempo, el análisis de distribución de las medidas presentadas, principalmente la cantidad de citaciones por paper, la cantidad de citaciones por periodos de tiempo, entre otras. Además del análisis de distribución, realiza análisis de correlación entre la cantidad de menciones y las citaciones en cada plataforma (Google y Scopus).

Después del análisis de los datos obtenidos, realiza diversas regresiones lineales con el fin de encontrar la relación entre citaciones y menciones, además de esto, define diversas métricas para evaluar la calidad de las regresiones, como lo son Tweetations (Cantidad de menciones), twimpact (Cantidad de menciones por cierto periodo de tiempo) y twindex (Posición entre trabajos según cantidad de menciones).

Finalmente, realiza un análisis sobre las limitaciones de los datos, las mediciones y el estudio en sí.

Uno de los puntos más importantes a rescatar de este trabajo son las técnicas utilizadas para estudiar dos dimensiones que de manera inicial no se encontraban relacionadas, además de las métricas definidas, las cuales pueden ser extrapoladas para otro tipo de estudios.

El segundo trabajo de estudio es [Garcia *et al.*, 2017], el cual busca analizar el efecto que genera la popularidad y reputación en Twitter sobre permanencia del usuario a través del tiempo. Los datos de este trabajo son todos los usuarios existentes en la plataforma el 2009. En este paper se define la diferencia entre popularidad de los usuarios y la reputación de estos, ambas características pueden ser medidas de diversas formas.

Este trabajo se basa tanto en el análisis del grafo de seguimiento de cuentas, como también de la actividad de cada usuario para definir la popularidad y reputación, además de las métricas con las que trabaja.

El estudio comienza definiendo el dataset, para luego presentar cada dimensión (Popularidad, reputación, influencia e inactividad). Seguido de lo anterior define las diversas métricas a utilizar. Después de esto, se realizan análisis de cada dimensión, para continuar después analizando la interacción entre la inactividad y las otras dos dimensiones por separado. Finalmente, realiza una discusión sobre el trabajo realizado y destaca los resultados más concluyentes.

Es muy importante destacar este trabajo debido al método de análisis realizado sobre las dimensiones por separado y en conjunto.

El tercer y último texto de etudio es [Drakopoulos *et al.*, 2017], en el cual se definen y evalúan métricas de influencia en Twitter. Este trabajo es mucho más teórico, por lo que los datos de estudio son presentados luego de las definiciones de medidas y métricas con las que se trabajan y no son presentados con mayor precisión que ”Tweets recolectados entre noviembre y diciembre de 2016 a través de la busqueda de diversos hashtags universitarios”.

El trabajo en este paper comienza definiendo las medidas que serán consideradas en el trabajo, luego procede a definir las métricas, clasificandolas entre métricas de primer orden (directas de una o más medidas) y de segundo orden (Indirectas, obtenidas a través del grafo de la red).

Luego de la presentación de las medidas y métricas, procede a un breve análisis de las medidas de un dataset, para luego así proceder a definir y analizar diversas relaciones de distribución de influencia. Luego de esto, evalúa la correlación y divergencia entre las definiciones anteriores, para así después evaluar la eficacia de cada distribución. Finalmente se realiza un estudio de performance de cada mecanismo de ranking presentado.

En resumen, este trabajo presenta diversas métricas de estudio, en conjunto con un estudio exhaustivo de varias técnicas de análisis de influencia, de las cuales se presentan su precisión y performance en cálculo. Si bien el trabajo no busca estudiar un conjunto de datos, presenta una gran cantidad de técnicas de gran interés.

2.3.2. Etapas más comunes

De los documentos estudiados, se reconocen varias etapas en común, no todos los trabajos poseen todas las etapas, ni tampoco poseen el mismo orden. Se agruparon las más similiares entre sí para facilitar el orden:

- **Recolección y Almacenamiento de datos:** En los 3 documentos analizados se presenta este punto. Es aquí donde los autores pueden presentar los datos en los cuales basan su trabajo y como serán almacenados. Dependiendo el objetivo del paper este apartado será ubicado al principio del documento o luego de la teoría a aplicar.

  Algunos autores dividen este apartado en dos o más apartados, mientras que otros los presentan inserto en otro punto de mayor relevancia para ellos.

- **Manipulación de datos y obtención de medidas y métricas:** Es posible observar que los autores no siempre obtienen los datos de la forma en que ellos lo necesitan, por lo que en algunos trabajos se definen los pasos que deben realizar para poder estandarizar sus datos de la forma que les sean útiles.

  Los autores también pueden definir las medidas y métricas en las cuales se basarán sus estudios. Dependiendo la importancia de estas, es posible encontrar capitulos enteros para solo definir y luego solo calcular estos valores, mientras que en otros trabajos ocurren ambos casos en una cantidad acotada de parrafos.

- **Presentación y elaboración de técnicas de estudio:** Esta etapa es considerada la más diferente entre los documentos, puesto que es donde se presenta el trabajo principal del estudio. En este apartado se encuentran las definiciones de las técnicas de análisis de los datos, se obtienen modelos del fenómeno de estudio, entre otros análisis que se puedan llegar a desarrollar.

  En esta etapa los autores presentan el trabajo con el cual obtienen realizar los objetivos planteados, por lo que dependiendo del trabajo se presentarán una gran cantidad de opciones de alcances de este apartado. Es posible que los autores presenten primero todos los modelos, para luego así estudiar como se comportan las métricas. También puede ocurrir que el autor genere las métricas y modelos en paralelo.

- **Análisis y comparación de resultados:** Todos los trabajos presentan un capitulo o apartado en el cual evaluan la calidad de sus resultados. Si un autor presenta varios modelos para un mismo fenómeno, este puede estudiar la correlación entre ellos, los casos en donde estos sean más adecuados, etc. También es posible que dependiendo de los resultados en esta etapa, los autores realicen de nuevo etapas anteriores en sus trabajos, con el fin de maximizar sus resultados.

  Es posible que luego de todos los análisis el autor esboce pequeñas conclusiones sobre sus resultados.

- **Discusión y conclusiones:** Luego de presentar los resultados, todos los trabajos presentan un cierre, el cual puede ser más o menos extenso dependiendo de diversos motivos.

  Es posible observar que varios trabajos que son más teóricos presentan una discusión extensa sobre que condiciones son las óptimas para cada técnica de estudio utilizada, además de ciertos estudios de rendimiento.

  También es posible encontrar capitulos en los cuales se acoten los alcances de los resultados obtenidos, indicando algunas de las variables no consideradas que podrían llegar a tener un impacto a los resultados de futuros trabajos.

  Finalmente, todos los trabajos presentan un capítulo de conclusiones, donde exponen los relsultados obtenidos y justificaciones que los avalen.

2.3.3. Métricas de análisis

Es posible reconocer múltiples métricas de análisis, tanto en relación a los Tweets, a los usuarios y de ambos en conjunto. Tanto en [Eysenbach, 2011], [Garcia *et al.*, 2017] y [Drakopoulos *et al.*, 2017] son definidas múltiples métricas de gran interés para el trabajo a realizar.

Según [Drakopoulos *et al.*, 2017] es posible definir métricas directas e indirectas. Las Métricas directas se refieren a las cuales son calculables realizando un análisis de valores y medidas del usuario de forma aislada, esto quiere decir, considerar sólo cuales provienen de su perfil, ignorando el grafo de usuarios de la red social, mientras que las métricas indirectas estudian diversos valores en conjunto con la posición que representan los usuarios en el grafo de estudio.

La mayoría de las métricas de estudio en [Drakopoulos *et al.*, 2017] consideran valores directos como la cantidad de Tweets (TW), Retweets (RT), hashtags usados (HT), seguidores (FWR), seguidos (FWE), *likes* (FAV), respuestas (RES), menciones (MEN) y frecuencia (FR) de actividad. Mientras que algunas métricas indirectas consideran valores de centralidad de nodos calculados por diversas metodologías.

Tres de las métricas más interesantes presentadas en [Drakopoulos *et al.*, 2017] son la **influencia conversacional**, la cual considera la mayor cantidad de valores directos, tal como se puede observar en la ecuación 1, la actividad promedio del usuario, basada en FR y el puntaje ponderado del usuario, presentado en la ecuación 2.

$$Cv = TW + RT + MEN + FAV + RES \tag{1}$$

$$Pp = TW \cdot RT \cdot HT \cdot log(1 + FWR)^{\frac{1}{4}} \tag{2}$$

Otras métricas interesantes de destacar son la popularidad y la reputación, presentadas en [Garcia *et al.*, 2017]. La popularidad puede ser definida como la cantidad total de FWR, mientras que la reputación se define basándose en la distribución de un grupo de usuarios según la proporción entre FWR y FWE, presentando dos métodos de obtención, el primero es a través del cálculo de incoreness del grafo, mientras que el segundo es a través del análisis de la estructura bowtie que presenta la red.

En la estructura presentada en la figura 8 se puede estudiar la distribución de todos los usuarios de Twitter el 2009, En el azul se presenta el grupo más fuertemente conectado, en donde la mayoría de las cuentas se siguen entre ellas, en rojo se encuentra el grupo llamado *Out*, en donde las cuentas presentan una gran cantidad de conexiones hacia ellos (FWR), pero una baja conexión al grupo azul (FWE). En verde se presenta el grupo *in* el cual posee una gran cantidad de conexiones hacia el azul (FWE) y una baja conexión desde él (FWR).

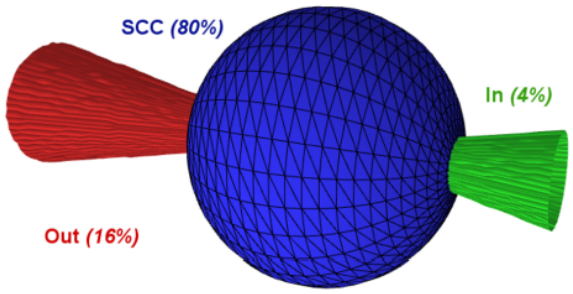


Figura 8: Representación de la distribución de la relación entre FWR y FWE de todos los usuarios en Twitter el 2009
Fuente: Understanding Popularity, Reputation and Social Influence in the Twitter Society. [Garcia *et al.*, 2017].

Un tercer conjunto de métricas destacables son las presentadas en [Eysenbach, 2011], siendo las más relevantes para este estudio Twimpact y Twindex. Los autores definen como Twimpact la cantidad de MEN recibidas por un tema por día, siendo posible definir diversos periodos de tiempo en el cual se estudiará este valor, Twindex por su parte es definido como la posición relativa del tema entre los demás según alguna métrica de estudio, este valor se mueve entre 0 y 100.

2.3.4. Almacenamiento de datos

Los datos sobre los cuales se realizarán los análisis provienen de Twitter, la cual presenta su propia API para la extracción de información. Esta API posee varias limitaciones de cantidad y tamaño de consultas, haciendo necesario acotar estas consultas al mínimo, por lo que se busca no solicitar la misma información reiteradas veces, para esto, es necesario almacenar los datos que ya se hayan solicitado.

Existen diversas alternativas para almacenar información, las cuales se pueden dividir en dos categorías, estas son archivos y bases de datos.

Almacenamiento basado en archivos

El almacenamiento basado en archivos es una de las soluciones más simples para el almacenamiento de datos, puesto que no se debe montar ningún tipo de sistema o programa de administración, debido a esto, es común ver problemas de pequeña y mediana complejidad depender de un sistema de archivos para almacenar su información.

Algunas de las características del almacenaje basado en archivos es el enfoque menos estructurado de datos, los cuales necesariamente poseen interrelación entre archivos. El almacenaje en archivos es para problemas más generales que no necesiten una mayor optimización en las consultas y escrituras. No está diseñado para un alto consumo de los datos.

Tipos de archivos

Existen diversos formatos populares para el almacenamiento de información basada en archivos, por lo que se mencionan las 3 principales:

- **Comma Separated Values (CSV):** Tal como se menciona en su nombre, son archivos que separan los valores o registros por coma, lo cual lo hace eficiente en espacio. Estos registros no poseen una mayor estructuración, por lo que los datos no tienen una relación entre ellos a no ser que se defina en el primer registro.

  Los registros realizados en este formato son de difícil lectura para los usuarios, además de ser poco óptimo para realizar operaciones más complejas que requieran cierta lógica de negocios.

- **Extensible Markup Language (XML):** los archivos XML están diseñados para almacenar información que posea relaciones jerárquicas, esto quiere decir, que los datos posean cierta dependencia entre los valores.

  Este tipo de archivo posee una estructura basada en etiquetas de la siguiente forma:

```
<etiqueta>
    <etiqueta-2>
        valor
    </etiqueta-2>
</etiqueta>
```

Debido a que cada valor posee una etiqueta de apertura y cierre, los archivos son de mayor tamaño, pero permite una lectura simple para el usuario y una manipulación mucho más óptima para el procesamiento de datos.

- **Javascript Object Notation (JSON):** Este tipo de archivo está basado en la estructura que Javascript maneja los objetos, lo que convierte a este tipo de archivo como uno de los más óptimos para los sistemas que dependan de este lenguaje.

```
{
    clave: valor,
    clave2: {
        clave3: valor,
        clave4: [1, a, valor, undefined]
        clave5: {
            clave6: valor
        }
    }
}
```

Además de los beneficios que trae tener un enfoque basado a javascript, los datos también tienen la opción de tener estructuras jerárquicas como ocurre en XML, con el beneficio de ser mucho más liviano.

Almacenamiento en bases de datos

Al contrario del almacenamiento de datos basados en archivos, las bases de datos almacenan la información de una forma mucho más estructurada, los datos pertenecen al mismo contexto y son almacenados de forma sistemática.

Otra diferencia con el almacenamiento en archivos, es que las bases de datos poseen sistemas administradores de bases de datos, los cuales realizan las consultas y manipulación de todos los datos.

Tipos de bases de datos

Dependiendo de la estructura y el manejo que se le de a los datos, pueden existir diversos tipos de bases de datos, por lo que se mencionan los tres tipos más importantes para este trabajo.

Bases de datos relacionales: Estas bases de datos son las más populares. Están basadas en registros con campos claramente definidos y rígidos, cada campo es una columna y cada registro es una fila que posee valores en cada una (Dependiendo de las reglas de negocio, es posible la existencia de algunos valores vacíos o nulos).

A nivel de definición de las bases de datos relacionales, no existe una relación directa en el orden que poseen los registros.

La gran mayoría de los sistemas de bases de datos relacionales basan sus consultas en lenguaje SQL.

Dos de las bases de datos más populares para esta categoría son ORACLE y MySQL.

Bases de datos orientada a documentos: También conocidas como bases de datos orientadas a objetos, están diseñadas para trabajar con archivos JSON y XML.

Estos sistemas de bases de datos son relativamente nuevos y buscan entregar soluciones flexibles en las cuales las bases de datos relacionales son demasiado estructuradas.

Las bases de datos orientadas a documentos poseen ciertas dificultades cuando se deben realizar operaciones en grandes conjuntos de datos.

Dos de las bases de datos más populares para esta categoría son MongoDB y CouchDB.

Bases de datos orientada a grafos: Estas bases de datos están enfocadas principalmente en la manipulación de datos que posean una gran relación entre ellos.

En estas bases de datos, los datos son representados como nodo, relación y propiedades, los que las hace muy útiles cuando las relaciones entre datos poseen tanta importancia como los datos en sí.

Dos de las bases de datos más populares para esta categoría son Neo4j y OrientBD.

2.3.5. Minería de datos

La minería de datos es un campo de las ciencias de la computación y estadística, la cual a través de conocimientos de inteligencia artificial, maquinas de aprendizaje, estadística y sistemas de bases de datos, se pueden descubrir patrones en grandes conjuntos de datos.

A través de la minería de datos, es posible detectar conductas como grupos (Clusters) en los datos, los cuales representan ciertas tendencias, también se pueden detectar anomalías y dependencias entre los datos.

Es posible realizar dos tipos de análisis, Descriptivo y Predictivo. El primero permite estudiar los datos en sí, evaluar la distribución y tendencias, mientras que el segundo es utilizado para modelar fenómenos, entrenar máquinas de aprendizaje automático, entre otros. El análisis predictivo es utilizado principalmente para hacer prediciones de comportamientos futuros o no conocidos.

Existen diversas técnicas de minería de datos, las cuales pueden realizar análisis descriptivos o predictivos, tales como redes neuronales, clustering, arboles de decisión, reglas de asociación, regresión lineal y modelos estadísticos.

Redes neuronales

La redes neuronales artificiales son modelos computacionales basados en el mismo funcionamiento del cerebro, poseyendo nodos o neuronas que reciben inputs y dependiendo de la configuración que poseen entregan un output. Se debe destacar que las redes neuronales en sí no son un algoritmo, sino más bien un framework para diversos algoritmos que utilizan esta lógica.

La estructura básica de las redes neuronales está constituida por grupos de nodos, los cuales son llamados capas de nodos, las cuales van procesando como información de entrada el resultado entregado en la capa anterior.

Las capas de nodos se pueden categorizar en 3, la capa de entrada, la cual recibe la información ”externa” del sistema, las capas ocultas, que solo interactúan con las capas adyacentes del sistema y la capa de salida, la cual entrega el resultado del aprendizaje realizado dentro del modelo.

En estos modelos el sistema va aprendiendo y generalizando a través de ejemplos reales. La forma en lo que esto ocurre es debido a funciones de activación y de salida,en conjunto con un factor de procesamiento, llamado peso.

Existen tres tipos básicos de aprendizaje, el supervisado, en el cual se le indica a la red cual deben ser los valores de salida, el no supervisado, en el cual la maquina no recibe indicaciones de la salida, por lo cual se va adaptando y el hibrido, en el cual se le indica solo si el resultado es de buena o mala calidad.

Arboles de decisión

Los arboles de decisiones son representaciones gráficas de funciones multivariadas, son considerados modelos predictivos, puesto que construyen diagramas lógicos que permiten la toma de decisiones en base a sucesos ya medidos.

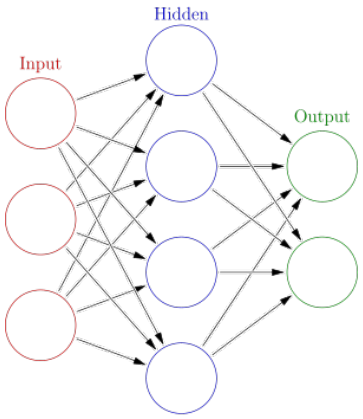


Figura 9: Ejemplo de redes neuronales
Fuente: Wikipedia.

Como cualquier grafo, los arboles de decisión se componen de nodos y arcos. Cada nodo significa un estado de las variables y cada arco es la definición del estado de una variable. A cada nodo se puede llegar por sólo un camino y pueden salir tantos caminos como estados tenga la variable que está siendo decidida.

El objetivo de los arboles de decisión es poder graficar el resultado de la función analizada en relación a las conjugaciones de las variables, esto para entregar información de manera sencilla de comprender.

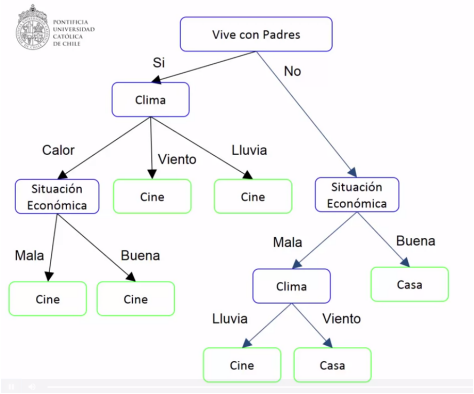


Figura 10: Ejemplo de un arbol de decisión
Fuente: Introducción a la minería de datos - Pontificia universidad católica de Chile.

Clustering

Los algoritmos de Clustering, o agrupamiento, son técnicas para aglomerar vectores según su cercanía o similitud. El valor que se utiliza puede ser calculado por diversas formas, dependiendo del caso de estudio, un ejemplo es el cálculo de la distancia euclídea.

Es posible clasificar las técnicas de clustering en jerárquicas y de particionamiento por centroides.

El clustering jerárquico crea dendodramas según la cercanía entre nodos, los algorítmos jerárquicos aglomerativos van generando uniones entre los dos clusters más cercanos, mientras que los algorítmos jerárquicos divisorios inician con un único cluster, el cual van dividiendolo según que tan lejanos son.

El clustering por partición divide los grupos de vectores en un número definido de grupos, existen diversos tipos de algorítmos para esto, los cuales van variando tanto en como se calcula la distancia, como se posiciona el centroide inicial, como se van agrupando, entre otras variaciones.

Reglas de asociación

La detección de reglas de asociación es una técnica que analiza un conjunto de datos en búsqueda de hechos en común.

Si se define un conjunto de todos los Items $I = \{i_1, i_2, i_3...i_n\}$, una transacción como $t_j = \{i_{x1}, i_{x2}...i_{xm}\}$ y una base de datos como $D = \{t_1, t_2, t_3...i_k\}$, se puede definir como una regla de asociación una combinación de dos o más items que apunta a otra combinación de uno o más items, de la forma $\{i_a, i_b\} \Rightarrow \{i_c\}$. Lo anterior significa que en varias transacciones t_x de D existen diversas combinaciones de $\{i_a, i_b, i_c\}$, de forma que las primeras dos condicionen la aparición de la tercera.

Debido a que es factible generar gran cantidad de asociaciones, es posible aplicar diversas restricciones para encontrar sólo reglas interesantes, las dos más utilizadas son la confianza y el soporte.

El soporte de un conjunto se define como la proporción en la que aparece la combinación $X = \{i_a, ..., i_b\}$ dentro de toda la la base de datos, tal como se presenta en la ecuación 3.

$$Sop(X) = \frac{|X|}{|D|} \tag{3}$$

La confianza de la regla $X \Rightarrow Y$ se define como la proporción entre el soporte del conjunto $X \cup Y$ sobre el soporte del conjunto X, tal como se presenta en la ecuación 4.

$$Conf(X) = \frac{|X \cup Y|}{|X|} \tag{4}$$

Regresión lineal

La regresión lineal es un modelo matemático que busca relacionar de forma lineal una variable dependiente Y con múltiples variables independientes Xi, de la forma $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 ... + \epsilon$, donde β_i es un factor que indica la influencia de la variable independiente X_i y ϵ es un valor aleatorio.

Modelos estadísticos

Cuando se refiere a modelos estadísticos o probabilísticos en minería de datos, se refiere a la asociación de la distribución de los datos a alguna forma de distribución matemática probabilística.

Algunos de los modelos más comunes son:

- Modelo Bernoulli
- Modelo Poisson
- Modelo Geométrico
- Modelo Binomial
- Modelo Binomial Negativo

CAPÍTULO 3
PROPUESTA DE SOLUCIÓN

3.1. Metodología de trabajo

Definir metodología a utilizar. Pasos, etapas y repeticiones.

Es necesario definir una metodología de trabajo, por lo que luego de estudiar diversos documentos, se puede indentificar una estructura de trabajo en común, la cual se presenta debido a la naturaleza de los estudios realizados. Es posible resumir la estructura común en los siguientes pasos:

- Recolección y Almacenamiento de datos.
- Manipulación de datos y obtención de métricas.
- Análisis y comparación de métricas.
- Análisis y comparación de resultados.
- Evaluación de resultados.
- Discusión y conclusiones.

Es posible realizar un bosquejo de las etapas de la metodlogía, el cual queda representado en le figura 11.

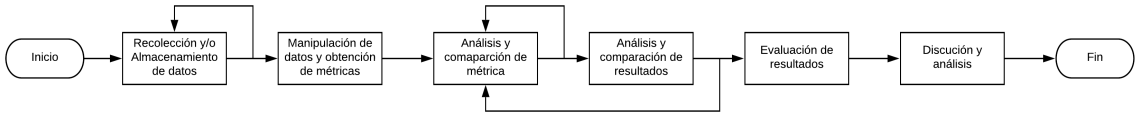


Figura 11: Estructura básica de las metodologías
Fuente: Elaboración propia.

3.1.1. Almacenamiento de datos

Luego de obtener obtener los datos a través de las APIs, se posee un tweet con los siguientes atributos (id, thread, timestamp, contenido, rt, likes, replies, id usuario,usuario es verificado?,cantidad de seguidores usuario, cantidad de seguidos usuario, cantidad de tweets usuario).

Además, luego del procesamiento del contenido de los tweets a través de análisis de tópico y sentimiento, se obtiene nueva información del tweet (id, emociones detectadas, tópicos detectados).

3.1.2. Detección de tópicos

Técnica a usar.

3.1.3. Reconocimiento de emociones

Técnica a usar.

3.1.4. Influencia del usuario

Metodología a usar.

3.1.5. Popularidad

Fórmula para cuantificar.

3.1.6. Análisis de datos

Técnica de minería de datos.

3.2. Análisis de tópico

En este punto se desarrollará el estudio de tópicos según Hilos, se estudiarán los tópicos que más aparecen, el largo del hilo por tópico, etc.

Relación entre tópico y popularidad

Se estudiará la distribución de los tópicos y la popularidad

3.3. Análisis de Emociones

En este punto se analizarán las emociones por hilo, la distribución de la emociones según el largo, etc.

Relación entre emociones y popularidad

Se estudiará la distribución de la popularidad de las emociones.

3.4. Análisis de Influencia

Acá se estudiará la relación directa entre el perfil del usuario y la popularidad del Hilo.

Relación entre la influencia y la popularidad

3.5. Relación entre dimensiones

En esta sección se estudiarán las relaciones de todas las combinaciones de los 3 análisis, luego se estudiará la relación entre las dos dimensiones más concluyentes

3.5.1. Relación entre tópico y emoción

3.5.2. Relación entre tópico e influencia

3.5.3. Relación entre influencia y emoción

3.6. Análisis de relaciones obtenidas

Hacer comentarios de los resultados obtenidos

3.7. Selección y construcción de recomendaciones

Indicar cuales son las relaciones que mas impactan, indicar que funciona y que no.

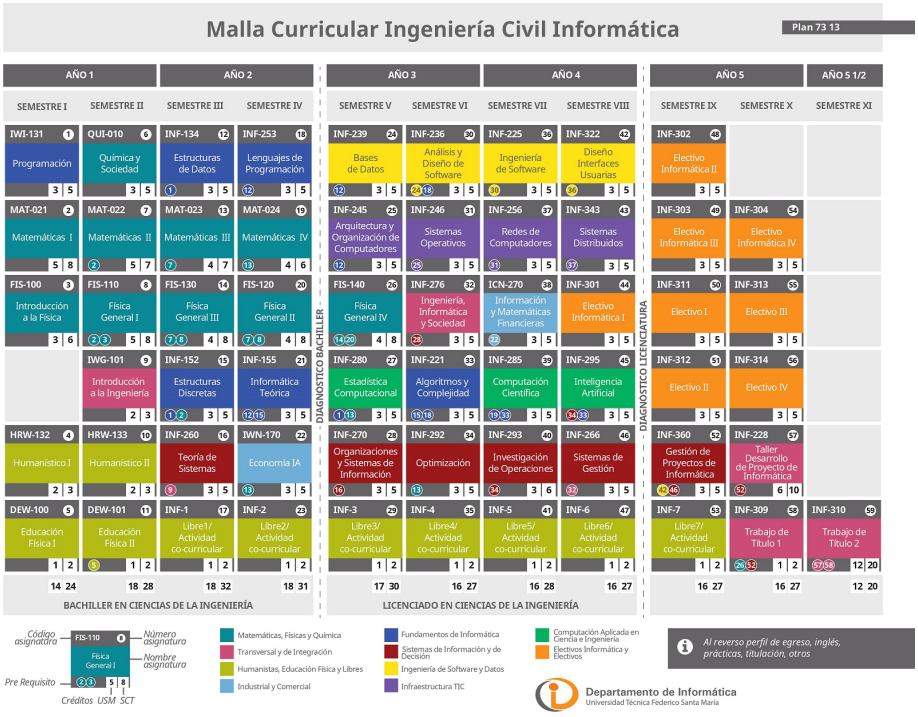


Figura 12: Malla Curricular Ingeniería Civil Informática.
Fuente: Departamento de Informática.

CAPÍTULO 4
VALIDACIÓN DE LA SOLUCIÓN

La validación se realizará analizando otro set de datos y se evaluará si las observaciones realizadas en el punto anterior se cumplen

4.1. Datos

Datasets a utilizar

4.2. Pruebas

Análisis de los datos

CAPÍTULO 5
CONCLUSIONES

Las Conclusiones son, según algunos especialistas, el aspecto principal de una memoria, ya que reflejan el aprendizaje final del autor del documento. En ellas se tiende a considerar los alcances y limitaciones de la propuesta de solución, establecer de forma simple y directa los resultados, discutir respecto a la validez de los objetivos formulados, identificar las principales contribuciones y aplicaciones del trabajo realizado, así como su impacto o aporte a la organización o a los actores involucrados. Otro aspecto que tiende a incluirse son recomendaciones para quienes se sientan motivados por el tema y deseen profundizarlo, o lineamientos de una futura ampliación del trabajo.

Todo esto debe sintetizarse en al menos 5 páginas.

ANEXOS

En los Anexos se incluye todo aquel material complementario que no es parte del contenido de los capítulos de la memoria, pero que permiten a un lector contar con un contenido adjunto relacionado con el tema.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[Canales y Martínez-Barco, 2014] Canales, L. y Martínez-Barco, P. (2014). Emotion detection from text: A survey. En *Proceedings of the Workshop on Natural Language Processing in the 5th Information Systems Research Working Days (JISIC)*, pp. 37–43.

[Cha *et al.*, 2010] Cha, Meeyoung and Haddadi, Hamed and Benevenuto, Fabricio and Gummadi, P Krishna and others (2010). Measuring user influence in twitter: The million follower fallacy. *Icwsm*, 10(10-17):30.

[Drakopoulos *et al.*, 2017] Drakopoulos, G., Kanavos, A., Mylonas, P., y Sioutas, S. (2017). Defining and evaluating twitter influence metrics: a higher-order approach in neo4j. *Social Network Analysis and Mining*, 7(1):52.

[Eysenbach, 2011] Eysenbach, G. (2011). Can tweets predict citations? metrics of social impact based on twitter and correlation with traditional metrics of scientific impact. *J Med Internet Res*, 13(4):e123.

[Garcia *et al.*, 2017] Garcia, D., Mavrodiev, P., Casati, D., y Schweitzer, F. (2017). Understanding popularity, reputation, and social influence in the twitter society. *Policy & Internet*, 9(3):343–364.

[Hasan *et al.*, 2014] Hasan, M., Rundensteiner, E., y Agu, E. (2014). Emotex: Detecting emotions in twitter messages.

[Lau *et al.*, 2012] Lau, J. H., Collier, N., y Baldwin, T. (2012). On-line trend analysis with topic models:\# twitter trends detection topic model online. *Proceedings of COLING 2012*, pp. 1519–1534.

[Mohammad, 2012] Mohammad, S. M. (2012). # emotional tweets. En *Proceedings of the First Joint Conference on Lexical and Computational Semantics-Volume 1: Proceedings of the main conference and the shared task, and Volume 2: Proceedings of the Sixth International Workshop on Semantic Evaluation*, pp. 246–255. Association for Computational Linguistics.

[Petrović *et al.*, 2010] Petrović, S., Osborne, M., y Lavrenko, V. (2010). Streaming first story detection with application to twitter. En *Human language technologies: The 2010 annual conference of the north american chapter of the association for computational linguistics*, pp. 181–189. Association for Computational Linguistics.

[Roberts *et al.*, 2012] Roberts, K., Roach, M. A., Johnson, J., Guthrie, J., y Harabagiu, S. M. (2012). Empatweet: Annotating and detecting emotions on twitter. En *LREC*, volumen 12, pp. 3806–3813. Citeseer.