

Las elecciones presidenciales de 2012 vistas desde Twitter

Ricardo Mansilla Corona

Centro de Investigaciones Interdisciplinarias en Ciencias y Humanidades, UNAM / mansy@dunam.mx

Ricardo Mansilla Sánchez

Facultad de Ciencias, UNAM / rick.mansilla@gmail.com

RESUMEN

A lo largo de la campaña electoral, previa a las elecciones presidenciales del año 2012, el sitio web www.monitoreoelectoralmexico.com ofreció información acerca de las opiniones que los usuarios de Twitter publicaban sobre los candidatos. Cada minuto, durante tres meses, todos los comentarios emitidos fueron analizados, clasificándolos cuando era posible en positivos o negativos. Con esto se elaboraron índices de sentimiento sobre los candidatos que incorporaban, de manera inmediata y precisa, toda la información discutida en las redes sociales sobre ellos. Se desarrollaron técnicas muy novedosas de investigación del tráfico de información en esta red social, que incluyeron la discriminación de las llamadas cuentas trolls, por sólo mencionar la más notable. En este trabajo hacemos una exposición detallada de estos resultados, así como de las potencialidades que tuvieron y usaron los candidatos.

PALABRAS CLAVE

medidas de complejidad, máquinas de estados finitos, clasificación automática, núcleos de las redes sociales, noticias virales.

Introducción

Los tiempos que vivimos marcan el nacimiento de una robusta interacción entre los sucesos virtuales y reales. Los primeros entendidos como el reino de todos aquellos procesos que se desarrollan al interior de las computadoras, los centros de almacenamiento de información, los ruteadores o los satélites de comunicación, y que son percibidos esencialmente por nuestros sentidos de la vista y el oído. En los últimos 25 años nuestra civilización ha aceptado la idea de que lo acontecido al otro lado de nuestra interface con las máquinas, puede incidir en el desenlace de los acontecimientos históricos. En México, en tiempos muy recientes hemos recibido notable constancia de tales hallazgos. Somos tal vez la primera generación que podemos comprobarlo fehacientemente.

Dejando de lado al obvio protagonista de esta historia —internet—, ciertas estructuras con la capacidad de auto-organización, las llamadas redes sociales, jugaron un papel muy influyente en muchos acontecimientos recientes, en particular, durante la concluida campaña electoral de 2012. A estos fenómenos dedicamos este trabajo.

Contrariamente a lo supuesto, los estudios sobre redes, no necesariamente sociales, tienen una larga historia. El primero se remonta al Problema de los Siete Puentes de Königsberg —Königsberg es actualmente la ciudad rusa de Kaliningrado—, el cual fue resuelto genialmente por Leonhard Euler (1741), con lo que dio inicio a un área de investigación matemática conocida por Topología (p. 128-140). La tradición en la misma consistía en buscar un recorrido por la ciudad de manera que cada puente fuera cruzado solamente una vez. Euler demostró que tal cosa era imposible reduciendo el mapa de la ciudad a una red de nodos y vértices.

Con el incremento de la capacidad de cálculo de las actuales computadoras ha sido posible desarrollar numerosos estudios de redes muy disímiles en su origen tales como internet o las redes metabólicas de un organismo (Watts, 1999; Dorogovtsev & Mendes, 2003; Pastor-Satorras & Vespignani, 2004; Caldarelli & Vespignani, 2007). Una característica muy estudiada de las mismas es la llamada propiedad de mundo pequeño (small world) (Watts, 1999). La idea original fue inicialmente propuesta en 1930 por el escritor húngaro Frigyes Karinthy en un cuento llamado *Chains*. El primer trabajo académico sobre el tema lo iniciaron Manfred Kochen y Ithiel de Sola Pool a principio de los años 1960, aunque los resultados de su investigación aparecieron un poco más tarde (Pool & Kochen, 1978).

Más adelante, el psicólogo Stanley Milgram (1967) publicó un trabajo basado en una investigación empírica sobre esta propiedad de mundo pequeño. El mismo consistía en proponer a un grupo de personas, elegidas en un par de poblados de Kansas y Nebraska, que enviaran por sus propios medios una carta a una persona que vivía en Boston, de la cual no se conocía su dirección postal. Milgram encontró un promedio de seis intermediarios para la correcta entrega de las cartas. De ahí la famosa frase “seis grados de separación”.

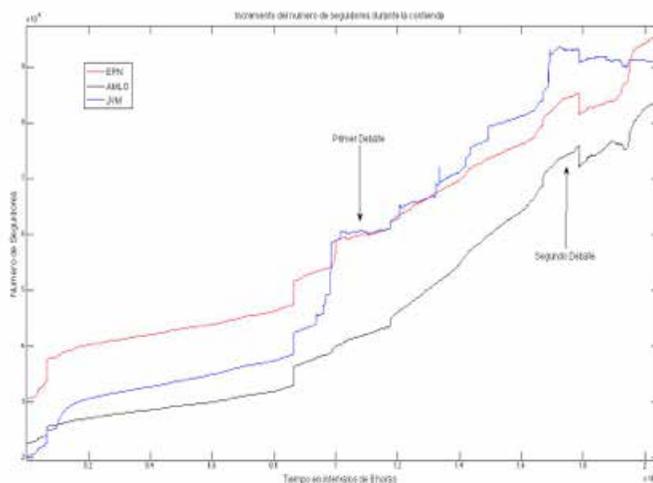
El conjunto de las personas asociadas entre sí en plataformas como Facebook o Twitter pertenece a redes que tienen la propiedad de mundo pequeño, tal y como hemos descrito antes. Como mostraremos más adelante, la rapidez y la efectividad con la que los miembros de una red pueden ser movilizados depende entre otras de esta propiedad.

Mucho antes del inicio de la campaña presidencial, los tres candidatos más importantes, Andrés Manuel López Obrador (AMLO), Enrique Peña Nieto (EPN) y Josefina Vázquez Mota (JVM), brindaron alguna importancia al tema de las redes sociales, en particular, Twitter. El más agresivo fue sin duda EPN y quien menos atención le brindó fue AMLO, con las consecuencias que ya todos conocemos.

Antes de seguir adelante debemos dedicar un poco de espacio al concepto de popularidad virtual. Existe una falacia, muy difundida en la actualidad, que consiste en suponer que tener muchos seguidores en las redes sociales es consecuencia directa de que las personas seguidas son importantes, notables, reconocidas y, por tanto, dignas de merecer nuestra atención y aprecio. Obviamente, esto es falso en general pues, como comentaremos en breve, se pueden adicionar cuentas artificiales al conjunto de los seguidores de alguna persona, lo cual genera una falsa imagen de notoriedad. Tal comportamiento se puso de manifiesto por primera vez en el año 2010, durante las elecciones intermedias en Estados Unidos. Por la suma de 5 mil dólares, algunas empresas construían hasta 20 mil cuentas artificiales para los candidatos.

En lo que respecta a la recién concluida campaña electoral mexicana, el concepto de popularidad virtual adquirió una importancia notable. Una prueba de ello es la evolución del número de seguidores de los candidatos a lo largo del tiempo, tal y como se muestra en la Figura 1. Los datos fueron capturados en intervalos de ocho horas a partir del 30 de marzo. Nótese cómo se incrementa el número de seguidores antes de los debates presidenciales. Este hecho fue reportado en los medios masivos de comunicación del país con mucha frecuencia. El gráfico también da cuenta de la decepción generada por los candidatos inmediatamente después del segundo debate. Obsérvese la caída del número de seguidores para cualquiera de los candidatos después del mismo. Sobre esto, muchos analistas de redes sociales comentaron en los medios masivos de comunicación.

Figura 1



Surgió así el concepto de cuenta troll o fantasma. Durante la terminada contienda electoral se observaron dos tipos: unos completamente inertes que sólo seguían una cuenta —el candidato en cuestión—, sin tuits publicados y sin seguidores propios, cuya única intención era aumentar el número de seguidores y crear una falsa impresión de popularidad para el candidato. El otro tipo de trolls eran usuarios sumamente activos, repetidores incansables de mensajes y hashtags a favor de su candidato, que usaban técnicas de enmascaramiento para evitar la vigilancia de los mecanismos de supervisión de Twitter. Con frecuencia las cuentas del primer tipo se convertían en cuentas del segundo tipo. En cualquier caso, era imprescindible detectar este tipo de comportamiento.

En nuestro sitio www.monitoreoelectoralmexico.com brindamos durante la campaña electoral información de los candidatos actualizada minuto a minuto. Clasificábamos —cuando era esto posible— en positivos o negativos los mensajes publicados en Twitter que contenían afirmaciones sobre los candidatos. La detección de los mensajes de nuestro interés se hacía por medio de palabras claves relacionadas con los mismos: EPN, AMLO, JVM, Peña, Peña Nieto, López Obrador, etcétera. La calidad de nuestro trabajo dependía de la detección de estas cuentas trolls, pues sus mensajes distorsionaban el verdadero sentimiento de los usuarios reales en la red. En consecuencia debían ser eliminadas de nuestro análisis.

El mecanismo de eliminación de los trolls

Antes de describir el procedimiento de eliminación de los trolls, es imprescindible mostrar algunas características fenomenológicas de este tipo de usuarios de las redes sociales.

Una de las características distintivas es lo singular de sus nombres de usuarios. Los programas cibernéticos no han logrado emular completamente la capacidad humana de generar nombres con sentido semántico, por tanto, observamos una “rareza” desacostumbrada en las cadenas de caracteres que definen al usuario. Para evaluar esto en sus justos términos es necesario tener en cuenta que existe un fenómeno de envejecimiento entre los nombres de los usuarios de Twitter.

Desde aquel ya lejano 21 de marzo de 2006, en que Jack Dorsey creó la primera cuenta con el nombre de usuario “@jack” las posibilidades de los usuarios de esta red han ido disminuyendo. Lo anterior es descrito en la Figura 2.

Figura 2



Una vez que alguien ocupa el nombre @juanperez, éste deja de estar disponible para los demás usuarios, por tanto, deben utilizar otros. Esto ha provocado una aleatorización creciente de los nombres de usuario en la medida en que la fecha de creación de la cuenta en Twitter es más reciente. La magnitud de tal fenómeno a lo largo del tiempo debía ser cuantificada. Para ello era preciso tener una medida universal de aleatoriedad. Una medida natural para medir la aleatoriedad de cadenas de símbolos es la medida de complejidad de Kolmogorov-Chaitin, la cual describimos a continuación.

Consideremos la cadena binaria $S = c_1c_2 \cdots c_n$, $c_i \in \{0,1\}$. Intuitivamente, la cantidad de información que ella contiene es igual a la longitud (en bits) del más corto programa que sin datos adicionales, genera a S . En la afirmación anterior se debe precisar en qué computadora se ejecutará ese programa. Una definición más precisa es la siguiente:

Llamamos medida de complejidad de Kolmogorov-Chaitin de la cadena S a la longitud del más corto programa de computadora que ejecutado en una máquina de Turing genera a S :

$$K(S) = \min \{|p|, S = T(p)\}$$

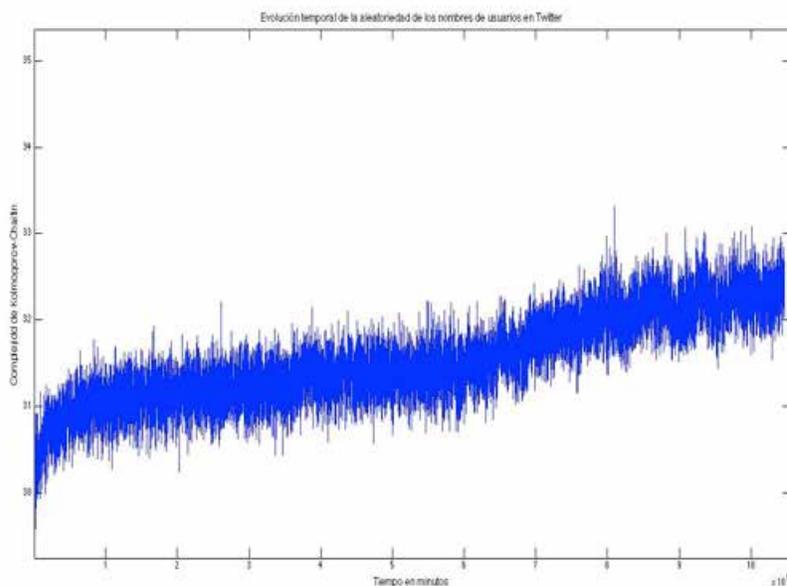
Aquí T representa una máquina de Turing y $|p|$ es la longitud en bits del programa P .

Una excelente exposición de las propiedades y aplicaciones fundamentales de este concepto puede encontrarse en *An introduction to Kolmogorov complexity and its applications* de Li y Vitanyi (1997).

Como es conocido –ver por ejemplo Teorema 2.3.2, p. 121 y discusión en p. 185 de *An introduction to Kolmogorov complexity and its applications*– la medida de complejidad de Kolmogorov-Chaitin es en general incomputable, no obstante, su valor puede aproximarse con compresores estándar como los basados en la metodología de Lempel-Ziv (gzip). Se tiene evidencia, además, de que la compactación por diferentes tipos de métodos suele ser robusta respecto a los resultados (Cilibrasi & Vitanyi, 2003). Aplicaciones de este concepto al estudio de las similitudes entre frases a través del buscador Google pueden verse en “The Google similarity distance” (Cilibrasi & Vitanyi, 2007).

Aplicamos este algoritmo de compactación a los nombres de usuarios de 3 millones de cuentas creadas en México desde el 31 de diciembre de 2006 hasta el 31 de diciembre de 2011. Las mismas fueron agrupadas de acuerdo a su fecha y hora de creación en intervalos de dos minutos, calculándose para cada grupo el promedio de los tamaños de los archivos con extensión zip creados. Los resultados aparecen en la Figura 3.

Figura 3



En el eje horizontal de la misma está el tiempo, medido en intervalos de dos minutos. En el eje vertical el promedio de los tamaños en bytes de los archivos con extensión zip creados. Como puede verse existe una sostenida tendencia a la aleatorización de los nombres, consecuencia del fenómeno explicado con anterioridad y representado en la Figura 2.

Esta tendencia secular debía ser descontada antes de iniciar el proceso de identificación de los trolls. Para ello necesitábamos una suerte de “hipótesis nula”, esto es, una figura pública con una gran cantidad de seguidores y que, a nuestro juicio –por su reputación y prestigio– no tuviera incentivos reales para utilizar cuentas fantasmas. La decisión de los autores fue elegir a Carmen Aristegui (CA) como referencia.

Un mecanismo que cuantificara características distintivas de los nombres de usuarios y que se comportara de manera diferente en los seguidores de CA y en los seguidores de EPN, AMLO y JVM brindaría una medida efectiva del número de seguidores artificiales que los candidatos poseían. Se construyeron con tal objetivo máquinas de estados finitos para las diferentes comunidades de seguidores de los candidatos y de CA. Este concepto se describe brevemente a continuación.

Las máquinas de estados finitos son modelos matemáticos para describir la evolución de ciertos sistemas, cuya característica fundamental es que sólo se observan en un número finito de posibles situaciones o estados (de ahí su nombre). Pueden representarse por un trío del tipo (E, M, ε_0) en el cual E representa el

conjunto de los estados posible, M es la matriz de transición entre estados y $\varepsilon_0 \in E$ es el estado inicial. Una buena introducción a este tema puede encontrarse en *Automata theory with modern applications* (2006).

Por ejemplo, una cadena de caracteres como “yo amo a mi mama” pertenece al conjunto de cadenas admisibles de una máquina de estados finitos con alfabeto $E = \{a, i, m, o, y, \wedge\}$ donde el símbolo \wedge representa el espacio en blanco. La matriz M en este caso es:

$$M = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \frac{2}{3} & 0 & 0 & \frac{1}{3} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{4} & 0 & \frac{1}{4} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

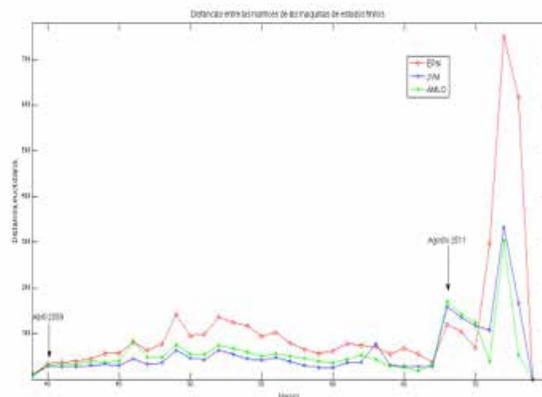
En el caso de los nombres de usuarios en Twitter el conjunto E tiene 37 elementos (26 letras del alfabeto, 10 dígitos y el guion bajo), por tanto, la matriz M es cuadrada de orden 37.

Se tomaron los nombres de usuarios de los seguidores de EPN, JVM, AMLO y CA y se agruparon por el mes de creación de la cuenta: desde abril de 2009 hasta enero de 2012. A cada uno de esos grupos se les construyó la matriz M de la máquina de estados finitos que mejor representaba al grupo. Se calculó la distancia euclidiana de estas matrices en cada uno de los grupos para cada uno de los candidatos con respecto a CA, es decir:

$$d(M_{EPN}^t, M_{CA}^t) ; d(M_{JVM}^t, M_{CA}^t) ; d(M_{AMLO}^t, M_{CA}^t)$$

Aquí $t = \text{Abril 2009}, \dots, \text{Enero 2012}$. Los gráficos de esas distancias aparecen en la Figura 4.

Figura 4



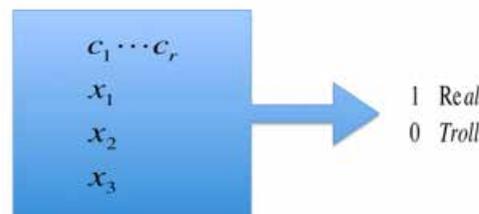
Para medir la lejanía respecto a CA se hizo una prueba Chi-cuadrado y se tomaron como grandes los valores que rechazaban la hipótesis nula de esta prueba. Nótese que valores grandes de estas distancias significan diferencias grandes en la estructura de los nombres de usuarios del candidato en cuestión con respecto a la referencia (CA). Como se está descontando la tendencia secular, los valores de estas distancias son una medida de la aleatoriedad en la composición de los nombres y, por tanto, una indicación de la existencia de cuentas fantasmas. Como puede verse, en los meses de noviembre y diciembre de 2011 y en enero de 2012 los nombres de usuario de los seguidores de EPN manifestaron una marcada diferencia con respecto a los nombres de usuarios de CA, que aparecen aquí representados por el eje horizontal. Esto es una clara muestra de la existencia de cuentas ficticias.

Para la creación de un algoritmo de detección de las cuentas trolls utilizamos el siguiente grupo de características de las mismas.

- I. En general tiene un nombre de usuario poco común.
- II. Escribe muchos tuits idénticos o hace muchos retuits.
- III. Sigue a pocos usuarios; el candidato está incluido siempre.
- IV. Tiene pocos seguidores, eventualmente otros trolls.

El procedimiento para clasificarlos consiste en crear una función cuyos inputs son medidas de las cuatro características antes mencionadas con una salida binaria, como se muestra en la Figura 5.

Figura 5



En la misma $c_1 \dots c_r$ es la cadena de caracteres del nombre de usuario, x_1 es la suma del número de tuits y retuits que el propietario de la cuenta ha escrito o hecho, x_2 el número de seguidores y x_3 el número de personas que le siguen.

La técnica que utilizamos para construir esa función fue generar una población de árboles de decisiones y utilizar un algoritmo genético para seleccionar la más adecuada (Min Kin, et al. 2004; Li, et al. 2006; Storn & Price, 1995). Para entrenar a la población de mil árboles de decisión —inicializados de manera aleatoria— se utilizaron 45 mil cuentas de usuarios que, a nuestro juicio eran reales, esto es, con más de 5 mil seguidores, con muchos mensajes diferentes —más del 85% del total— y siguiendo al menos a 500 personas. Estos usuarios fueron seleccionados de las cuentas de seguidores de EPN, JVM, AMLO y CA.

A partir del procedimiento antes descrito, fue posible eliminar las cuentas trolls del conjunto total de usuarios participantes en las discusiones. De esta forma, los índices de sentimiento representaban con una elevada confiabilidad la opinión global de los usuarios de Twitter participantes.

El procedimiento de clasificación de los mensajes

El procesamiento de lenguajes naturales es una de las ramas de la inteligencia artificial que más desarrollo ha tenido en últimos tiempos debido, esencialmente, al explosivo crecimiento de la capacidad de cálculo y almacenamiento de datos de las actuales computadoras. Su uso se ha extendido a los motores de búsqueda, traductores automáticos, teléfonos celulares e, incluso, a máquinas lavadoras. Una introducción muy amigable a los temas esenciales puede encontrarse en *Python Text Processing with NLTK 2.0 Cookbook* (Perkins, 2010), donde además se brindan rutinas en el lenguaje Python para el análisis textual¹.

El primer paso en la clasificación de los mensajes fue hacer una corrección ortográfica. Con mucha frecuencia, los usuarios de Twitter escriben con abreviaturas o errores ortográficos que deben ser corregidos antes de iniciar una correcta clasificación del mensaje. Para ello, desarrollamos un algoritmo que convertía una palabra dañada en aquella del idioma español que ofreciera máxima verosimilitud con la cadena de caracteres observada. Por ejemplo, la cadena de caracteres “pel#gro” podría clasificarse como “peligro”. De hecho, la opción de máxima verosimilitud es ésta. La base de conocimiento con la cual se hacía la selección era un diccionario del idioma español de 170 mil palabras.

Una vez hecho esto, los mensajes así reconstruidos se enviaban a un módulo de clasificación que utilizaba dos procedimientos distintos: un clasificador binario bayesiano y otro de máxima entropía. Sin entrar en muchos detalles técnicos quisiéramos explicar brevemente ambos procedimientos. Los clasificadores bayesianos se basan en el Teorema de Bayes para la probabilidad condicional (Bayes, 1764). Dado un mensaje M , se desea clasificarlo como positivo o negativo a partir del conocimiento previo de la clasificación de M_1, \dots, M_n mensajes.

Si M_C es la variable de clasificación de M , entonces se desea obtener una clasificación c^* tal que:

$$c^* = \max_z p(M_C = z | M_1, \dots, M_n)$$

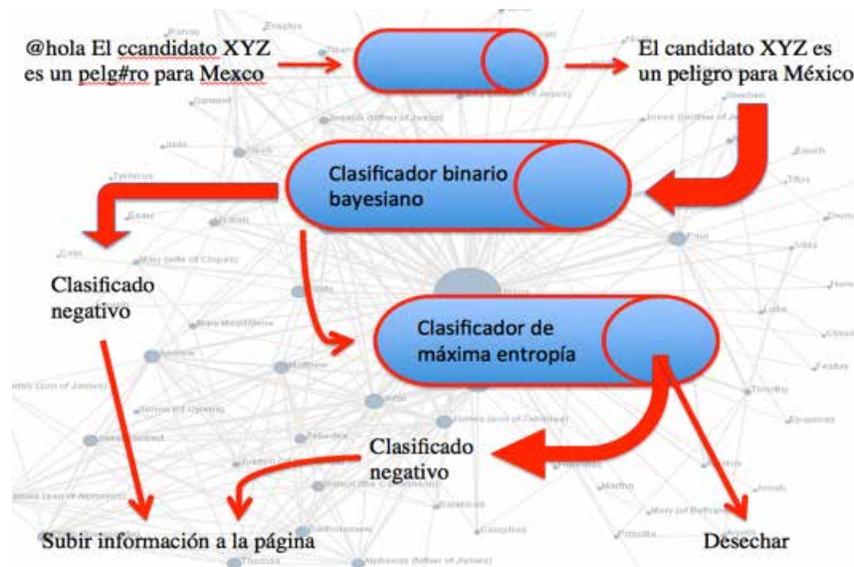
En nuestro caso la base de conocimiento M_1, \dots, M_n era una colección de 120 mil tuits clasificados de forma positiva o negativa con anterioridad —con el concurso de seres humanos—. La composición era 80 mil tuits clasificados negativos y 40 mil clasificados positivos. La razón de este desbalance se explica por la frecuencia con que comentarios negativos son expresados de forma sarcástica.

La ventaja de los clasificadores bayesianos es la rapidez de clasificación en comparación con otros tipos. Una introducción recomendable al estudio de los clasificadores bayesianos es “Bayesian network classifiers” (Friedman, et al., 1997).

Los clasificadores de máxima entropía explotan una relación entre el antes mencionado concepto y el de información (Jaynes, 1957). Estima probabilidades de que un determinado mensaje contenga una afirmación positiva o negativa haciendo la menor cantidad de suposiciones posibles. Éstas se derivan del uso de determinadas palabras y diagramas en mensajes previamente clasificados como positivos o negativos con el concurso de seres humanos. La distribución de probabilidades que satisface las propiedades anteriores es la de máxima entropía (Della Pietra, 1997). El procedimiento general de clasificación se ilustra en la Figura 6.

¹ Los autores desean expresar que la rutina del clasificador binario bayesiano que ofrece el NLTK en su página <http://www.packtpub.com> al 25 de marzo de 2012 tenía errores de programación que fueron informados a los administradores de ese sitio.

Figura 6



Al mensaje previamente seleccionado por sus palabras claves se le separa su encabezamiento (nombre de usuario del emisor, RT si se trata de un retuit, etcétera) y su texto se corrige gramaticalmente, en caso de ser necesario. Después se envía al clasificador bayesiano. A este algoritmo se le exigía que emitiera una respuesta con una confiabilidad mayor al 95%. En caso negativo, el mensaje era trasladado al clasificador de máxima entropía, al cual se le pedía una clasificación con el mismo nivel de confianza. En caso de no lograrlo se desechara el mensaje. Es preciso señalar que la cantidad de mensajes finalmente rechazados era aproximadamente el 7% del volumen total. Los mensajes clasificados se contabilizaban y los resúmenes se publicaban en nuestra página una vez por minuto.

¿Cómo convertir en viral un mensaje?

El mecanismo a través del cual una red social propaga un mensaje tiene grandes similitudes al proceso de difusión de una enfermedad transmisible por contacto en una población —una influenza o gripa por ejemplo—. Muchas personas se preguntan cómo de manera espontánea y auto-organizada algunos memes en la red —videos, sitios web, noticias, etcétera— se convierten en *virales*, esto es, se difunden con gran rapidez, formando parte de nuestra cultura en el proceso (Tsvetovat & Kouznetsov, 2011). El fenómeno guarda muchas similitudes con la transmisión de enfermedades contagiosas. En las mismas, la morbilidad del virus debe luchar contra la capacidad del sistema inmune del hospedero. En el caso de un objeto en la red, el mismo debe luchar con el resto de las cosas que atraen la atención del eventual “hospedero”. Una vez que decide compartirlo —vía retuit, mensaje personal, etcétera—, ha quedado infectado por el mismo. Es el salto cualitativo que va de *admitir que algo es interesante a que debe ser compartido* el que convierte a un susceptible en infectado.

Así, los modelos epidemiológicos se han usado para tratar de entender el crecimiento de los usuarios de las redes sociales que comparten y transmiten información. El más sencillo de ellos se construye de la siguiente manera: sea $N(t)$ el número de personas que conoce una noticia y la transmite a sus conocidos. Entonces la función anterior debe satisfacer la ecuación diferencial:

$$\frac{dN(t)}{dt} = \alpha N(t)(N_{\infty} - N(t))$$

Existen algunas objeciones para utilizar este modelo en la descripción del fenómeno que nos ocupa —la primera de ellas es que la función $N(t)$ en nuestro caso no es continua—, pero si el número de miembros de la comunidad es suficientemente grande, entonces la solución de la ecuación anterior es una buena aproximación del crecimiento real de los usuarios “infectados”. En la ecuación anterior hay dos parámetros α y N_{∞} . El primero representa la tasa promedio de crecimiento de las personas informadas y el segundo es el tamaño de la comunidad donde se propaga la noticia. Asumiendo que la noticia comienza a propagarse a partir de una única persona, la solución de la ecuación anterior es:

$$N(t) = \frac{N_{\infty} e^{\alpha t}}{N_{\infty} - 1 + e^{\alpha t}}$$

Todas estas funciones tienen un punto de inflexión, al cual se le llama en los estudios de redes masa crítica (ver Tsvetovat & Kouznetsov, 2011, pp. 109-110) en donde la velocidad de crecimiento de la función $N(t)$ es $\alpha/4$. Este último número, que depende de la conectividad de los nodos de la red —y por tanto de las propiedades de mundo pequeño de la misma—, debe tomar valores grandes para que la noticia se convierta en viral.

Hasta aquí la descripción del proceso de generación espontánea de noticias virales. En el caso de los candidatos presidenciales, la promoción de los mismos era organizada en las redes sociales a través de sus equipos de campaña y su masa de seguidores. No había por ello ninguna espontaneidad. Cabe preguntarse entonces de qué dependía la capacidad de movilización de los diferentes candidatos. La respuesta es de los cuasi-núcleos de sus redes de seguidores (Kitsak, 2010). Sin entrar en detalles técnicos diremos que son un subconjunto de los nodos de una red que tienen la siguiente propiedad: Si todos los elementos del cuasi-núcleo deciden transmitir una información, la red completa la recibe. No existe unicidad de los mismos, es decir, una red puede tener varios cuasi-núcleos. En cualquier caso, juzgue el lector la importancia que tiene para el tema que nos ocupa tales conjuntos.

Resulta fascinante que movilizándolo a una pequeña porción de una red podamos enviar información a la totalidad de la misma. Surge de inmediato la pregunta: ¿Por qué los equipos de campaña de los diferentes candidatos no hicieron el debido uso de estas propiedades? La respuesta es simple: ignorancia.

La estrategia del PRI no se basó en la movilización ciudadana. Para ellos las redes sociales eran simplemente una caja de resonancia de los miles de mensajes propagandísticos que se transmitían en los medios masivos de comunicación. Un espacio que debían llenar para que no fuera ocupado por sus adversarios. El caso del PAN es similar. Ninguno de los dos partidos le apostó a la oportunidad que les ofrecía el cruce de la frontera virtual, esa línea que separa a nuestro mundo real de lo que ocurre al interior de las computadoras. El movimiento #Yosoy132 sí lo hizo y ya hemos visto los frutos que le ha rendido.

El candidato que más se pudo beneficiar con el uso de estas tácticas virtuales fue sin duda AMLO. Teniendo en su contra a las televisoras más poderosas del país, por no mencionar a otros medios masivos de comunicación, su esfera natural de oportunidad estaba en las redes sociales. Su equipo de campaña hizo algunos intentos bastante ingenuos de utilizar estos medios, los cuales, no rindieron los frutos deseados. Algo que al parecer no comprendieron, es que no bastaba con identificar un cuasi-núcleo en la red de seguidores de AMLO, debía identificarse el cuasi-núcleo óptimo. Por otra parte, una vez identificado el cuasi-núcleo óptimo, la red de seguidores debía entrenarse para conseguir niveles de movilización altos. No es lo mismo una horda de seguidores entusiastas gritando consignas, que un coro bien entrenado y disciplinado cantando al unísono. La sincronización en los mensajes ha sido parte del éxito movilizador del movimiento #Yosoy132. De haberse logrado estos objetivos, los resultados de la recién finalizada elección habrían sido sin duda distintos.

Conclusiones

En este trabajo hemos reportado los hallazgos encontrados a lo largo de la campaña electoral en lo referente a la composición de los seguidores de los candidatos en Twitter, algunas de las características más importantes de su comportamiento y el uso que hicieron los candidatos de las redes de sus correspondientes seguidores. Se estableció un criterio preciso para identificar quiénes eran seguidores reales y quiénes eran trolls. Se dieron evidencias estadísticas de la existencia de los mismos. Se estableció la estructura de mundo pequeño en las redes de seguidores de los candidatos y se analizó el uso que hicieron estos de las mismas.

Los sucesos antes relatados nos ofrecen una enseñanza muy importante: los fenómenos que ocurren en el mundo virtual pueden incidir decisivamente en los sucesos de la vida real. Las elecciones presidenciales de México en 2012 marcan un antes y un después en ese tipo de fenómenos en el país. La defensa de la democracia dependerá en el futuro mucho más de la energía y lucidez de los movimientos organizados en internet que de las instituciones ad hoc que los Estados proporcionen.

Referencias

- Anderson, J. & Head, Th. (Eds.). (2006). *Automata theory with modern applications*. Cambridge: Cambridge University Press, pp. 105–108.
- Bayes, T. (1764). Essay towards solving a problem in the doctrine of chances. *The Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 7, 113-193. Disponible en The Eighteenth Century Research Publications Microfilm A7173 reel 3774 no. 06.
- Caldarelli, G. & Vespignani, A. (Eds.). (2007). *Large scale structure and dynamics of Complex Networks*. UK: World Scientific.
- Cilibrasi, R. & Vitanyi, P. (2003). Clustering by compression. Recuperado el 17 de julio de 2012, de: <http://arxiv.org/abs/cs/0312044v2>.
- Cilibrasi, R. & Vitanyi, P. (2007). The Google similarity distance. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 19, 370-383.
- Della Pietra, S., et al., (1997). Inducing features of random fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19, 380–393.
- Dorogovtsev, S. N. & Mendes, J. F. F. (2003). *Evolution of networks: from biological nets to the Internet and the WWW*. UK: Oxford University Press.
- Euler, L. (1741). Solutio problematis ad geometriam situs pertinentis. *Commentarii academiae scientiarum imperialis Petropolitanae*, 8, 128-140.
- Friedman, N., et al., (1997). Bayesian network classifiers. *Machine Learning*, 29, 131–163.
- Jaynes, E. T., (1957). Information Theory and Statistical Mechanics. *The Physical Review*, 106, 620-630.
- Kitsak, M., et al., (2010). Identification of influential spreaders in Complex networks, *Nature Physics*, DOI: 10.1038/NPHYS1747.
- Li, J.-P., et al. (2006). A species conserving genetic algorithm for multimodal function optimization. *Evolutionary Computation*, 10, 207-234.
- Li, M. & Vitanyi, P. (1997). *An introduction to Kolmogorov complexity and its applications*. Nueva York: Spriger-Verlag.
- Milgram, S. (1967). The Small World Problem. *Psychology Today*, 1, 60 – 67.
- Min Kim, K., et al. (2004). Binary decision tree using genetic algorithm for recognizing defect pattern of cold mil strip. *Advances in Artificial Intelligence*, 3060, 461-466.
- Perkins, J. (2010). *Python Text Processing with NLTK 2.0 Cookbook*. UK: Open Source.

Pastor-Satorras, R. & Vespignani, A. (2004). *Evolution and structure of the internet: a Statistical Physics approach*. Cambridge: Cambridge University Press.

Pool, I. & Kochen, M. (1978). Contacts and Influence. *Social Networks*, 1, 1-48.

Storn, R. & Price, K. (1995). Differential evolution. A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces. Recuperado el 17 de Julio de 2012, de: <http://www.icsi.berkeley.edu/ftp/global/global/pub/techreports/1995/tr-95-012.pdf>

Tsvetovat, M. & Kouznetsov, A. (2011). *Social Network Analysis for Startups*. USA: O`Reilly.

Watts, D. J. (1999). *Small Worlds*. Nueva Jersey: Princeton University Press.



Las elecciones presidenciales de 2012 vistas desde Twitter
Virtualis No. 6, Agosto - Diciembre 2012
<http://aplicaciones.ccm.itesm.mx/virtualis>
ISSN: 2007-2678