

Correlación del Sentimiento Negativo y Positivo de comentarios Publicados en Twitter

*(Negative and Positive Sentiment Correlation on Comments Published on
Twitter)*

Rodríguez, Fernando & Torres, Francisco

Resumen. En la presente investigación se describe el análisis de sentimiento (sentiment analysis) realizado en comentarios publicados en la red social de Twitter. Los datos se obtuvieron al monitorear durante 36 días (una muestra cada hora) la evaluación del sentimiento de los comentarios que resultaron de hacer búsquedas (o filtros) de catorce diferentes sistemas operativos para celular; utilizando para dicha evaluación la herramienta Twitter-Sentiment. Se encontró que los comentarios positivos y negativos presentan una correlación positiva para la mayoría de los sistemas operativos utilizados en la investigación.

Abstract. The present research describes the sentiment analysis carried on comments published on the social network Twitter. The data were obtained by monitoring over 36 days (one sample per hour) of evaluation on the sentiment of the comments that resulted from querying (or filtering) fourteen different mobile operating systems; using Twitter-Sentiment for the evaluation. It was found that the positive and negative comments have a positive correlation for most operating systems used in this research.

1. Introducción

En últimos los años la popularidad de las redes sociales se ha ido incrementando de forma excepcional; sitios web como Facebook, Linked In, Twitter y Tuenti permiten a los usuarios comunicarse y compartir fotos, videos, comentarios e información personal con potencialmente cientos de personas.

Twitter (<http://www.twitter.com>), según se describe a sí mismo en la sección About de su sitio web, es una red social que conecta a las personas con la información de aquello que encuentran interesante. Se basa en la propagación de pequeños mensajes llamados *Tweets*, los cuales son publicados y distribuidos a todos los contactos del usuario, que deseen recibir actualizaciones de éste. Cada tweet est limitado a 140 caracteres de longitud y diariamente se publican alrededor de 200 millones de tweets (Twitter, 2011), los cuales pueden ser vistos por cualquier usuario registrado. Estas características han hecho especialmente interesante a la red para el análisis de sentimiento debido a que los usuarios tienden a ir directamente al punto de lo que quieren decir y los mensajes pueden ser procesados rápidamente por los algoritmos.

Recientemente ha aumentado el estudio de métodos de reconocimiento de sentimientos positivos (favorables) y negativos (desfavorables) acerca de un cierto concepto, idea, persona, producto o servicio, en textos de lenguaje natural (Alec, 2010; Jiang y cols., 2011; Kabadjov y cols., 2011; Neviarouskaya y cols., 2011; Thelwall y cols., 2011). Las áreas de aplicación de este conocimiento son muy variadas; se puede aplicar este análisis desde el punto de vista de marketing para analizar la opinión del consumidor sobre un producto o servicio (Pang y Lee, 2008), medir la confianza de la gente en la economía del país (O'Connor y Smith, 2010) o predecir las siguientes elecciones (Tumasjan y cols., 2010).

1.1. Influencia psicológica

Las empresas se han valido de muchos medios para intentar conocer los pensamientos de los consumidores (Lemmon y Portniaguina, 2006; Oliver, 2009; Haws y Bearden, 2006; BREWER y Rojas, 2008; Perriman y cols., 2011). Se han utilizado diversos métodos como encuestas, telemarketing, focus-groups y con la llegada del internet han nacido sitios web especializados en obtener información sobre sus preferencias. Para entender la toma de decisiones en el proceso de compra desde el punto de vista de la psicología cognitiva, se deben tomar en cuenta tres elementos: 1) lo que se piensa, 2) lo que siente y 3) la operación (Báez y Tudela, 2007; Peter y Donnelly, 2004). El consumidor primero reconoce que necesita un producto o servicio, luego se informa sobre él o similares y posteriormente comienza una lucha interna de emociones y pensamientos que finalmente le harán tomar la decisión de comprar o de no hacerlo. Dentro de cada uno de los pasos del proceso de compra existe una parte cognitiva donde se forman opiniones y se categorizan por medio de la información que se obtiene, las cuales provocan una respuesta emocional para cada uno de los productos o servicios tales como, duda, confusión, deseabilidad, frustración, alegría, disgusto y rechazo. La evaluación que hace la persona finalmente le permite pasar al siguiente o retroceder dentro del proceso de compra (Báez y Tudela, 2007; Dibb y Simkin, 1996; Ferrell y Hartline, 2008; Peter y Donnelly, 2004; Pride y Ferrell, s.f.).

1.2. Objetivo de la investigación

El análisis de sentimiento representa una nueva herramienta para tratar de entender la opinión de las personas sobre un tema en particular. En esta investigación analizaremos la correlación que existe en los comentarios con sentimiento positivo y negativo que se publican en Twitter y haremos conjeturas sobre las posibles razones de que esto ocurra.

Tabla 1: Ejemplos de clasificación de sentimiento

Evaluación	Comentario
Positiva	@anonymized ;) Glad I could help. Learning is learning and it takes time. I've learned that with my guitar.
Negativa	Feeling like a shmuck for buying [anonymized]'s 18-200mm DX lens just 2 months ago. D'oh.
Neutra	@anonymized lol, sorry I'm new to how the support tickets work in gsfm.

1.3. Definición de sentimiento

Para los propósitos de esta investigación utilizaremos la definición de sentimiento propuesta por los autores de Twitter-Sentiment (Alec, 2010), la cual se traduce al español como: “una sensación positiva o negativa de la persona”. La tabla 1 muestra algunos ejemplos clasificados mediante la herramienta (en inglés), las menciones (cuando un usuario menciona el nombre de otro en un comentario) fueron reemplazadas por @anonymized para conservar el anonimato de dichas personas; la mención de una marca conocida también fue reemplazada.

1.4. Pregunta de investigación

¿Existe una correlación del sentimiento positivo y negativo en los comentarios que la gente publica en Twitter?

Dada la gran cantidad de comentarios que se publican en Twitter, y partiendo del hecho de que son personas quienes hacen los comentarios nos preguntamos si existe alguna correlación de comentarios positivos y negativos que indique si las personas tienden, en alguna medida, a impregnar sus comentarios con un sentimiento positivo cuando observan comentarios negativos o viceversa.

1.5. Consideraciones

En Twitter, muchos de los comentarios de la gente no contienen un sentimiento y se consideran neutros. En este trabajo no se tomaron en cuenta los sentimientos neutros porque no aportaban información que tuviera un efecto la polaridad del sentimiento y fueron apartados de la base de datos y del análisis. El hecho de no contemplarlos en esta investigación representa una limitación y trabajo futuro.

2. Metodología

Durante treinta y seis días se realizaron mediciones tomadas en intervalos de una hora de los últimos tweets, filtrándolos y agrupándolos para cada uno de los sistemas operativos de celular. Los sistemas operativos que se muestran en la tabla 2, fueron elegidos por ser los que más se utilizan para navegar en Internet según la empresa NetMarketShare (NetApplications, 1999).

Tabla 2: Sistemas operativos utilizados en la investigación

S.O.	Porcentaje
iOS	61.50 %
Android	18.86 %
Java ME	12.81 %
Symbian	3.47 %
BlackBerry	2.48 %
Windows Phone	0.23 %
Windows Mobile	0.20 %
Samsung	0.18 %
Bada	0.14 %
BREW	0.10 %
LG	0.03 %
Palm	0.00 %
ZTE	0.00 %
HUAWEI	0.00 %

Los tweets extraídos mediante las consultas fueron clasificados por Twitter-Sentiment

(Go, Bhayani, y Huang, 2010), el cual muestra en un listado indicando si contenían un sentimiento positivo o negativo. Para la ejecución periódica de las consultas se desarrolló una herramienta de tecnologías de información, la cual se utilizó para acceder a Twitter-Sentiment y almacenar los resultados en una base de datos temporal.

Twitter-Sentiment permite reconocer el sentimiento hacia productos, marcas o algún concepto en mensajes de texto que se obtienen a través de una búsqueda en Twitter. Esta herramienta fue creada por tres estudiantes graduados de la Standford University como un proyecto académico (Go y cols., 2010). En su algoritmo utilizan un clasificador de entropía máxima.

Para el análisis de los datos almacenados en la base de datos se utilizó un programa de computadora llamado SPSS Statistics v19 (SPSS, 2010) el cual es un software estadístico que permite hacer un análisis de correlación multivariable. De la base de datos temporal se extrajo la cantidad promedio diaria de comentarios positivos y negativos de los treinta y seis días que posteriormente se utilizaron para hacer el análisis estadístico.

3. Resultados

Exploramos los datos mediante gráficas y análisis de correlación multivariable, una descripción estadística de los datos se muestran en la tabla 3. Observamos que la correlación existente en los comentarios positivos y negativos es positiva en todos los casos excepto uno. El caso de Java ME es el único con una correlación negativa. Esto podría suceder porque está pasando por un cambio en el sentimiento que la gente tiene hacia él. Las gráficas que se muestran en la tabla 5 muestran un comportamiento errático difícil de predecir, pero se puede observar una tendencia de los comentarios positivos y negativos al aumentar o disminuir cuando los otros aumentan o disminuyen. Algunos conceptos como los de Android, Palm, Brew y LG mantienen una diferencia marcada entre la cantidad de comentarios positivos y negativos que nos podría llevar a considerarlos como conceptos positivos para la ventana de tiempo en la que se tomaron las muestras. Si existen conceptos que se pueden considerar positivos, y que podrían cambiar con el tiempo a negativos, se puede investigar la forma de incorporar este conocimiento en los algoritmos de clasificación de sentimiento utilizando alguna técnica probabilística o de otra índole que ayude mejorar la clasificación. Otros conceptos como los de BlackBerry, Java ME, y Windows Mobile parecen estar pasando por un período de transición en el que el sentimiento hacia ellos está cambiando.

Tabla 3: Estadísticas descriptivas

S.O.	Mínimo	Máximo	Media	Desviación	Var.	Corr.
Android						
Positivo	11.086	19.538	15.475	1.897	3.602	.552
Negativo	4.000	11.000	7.767	1.365	1.866	
Bada						
Positivo	17.173	49.826	36.440	8.276	68.506	.413
Negativo	6.130	20.333	12.808	3.191	10.183	
BlackBerry						
Positivo	16.428	27.956	21.141	2.994	8.965	.083
Negativo	21.200	33.600	27.313	3.165	10.022	
Brew						

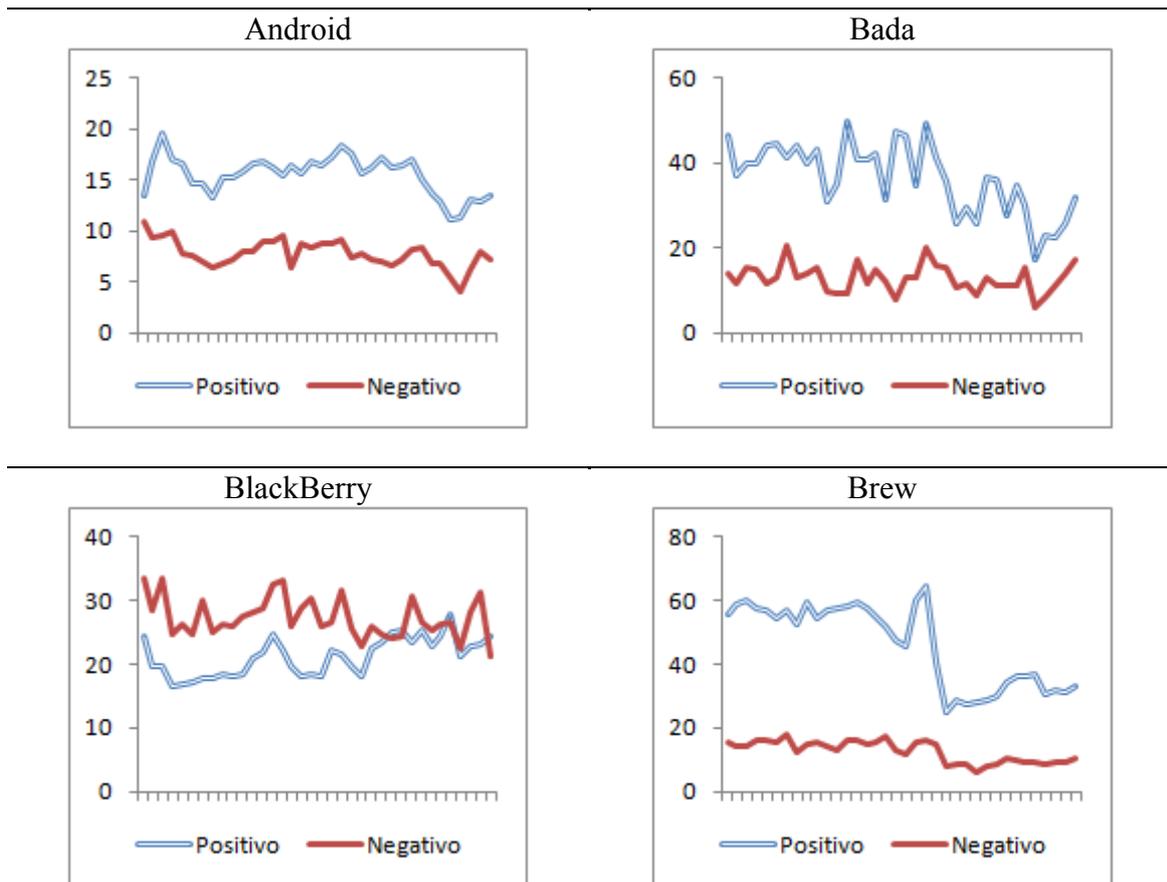
Positivo	24.652	64.608	46.079	12.896	166.309	.920
Negativo	6.083	17.875	12.523	3.371	11.368	
HUAWEI						
Positivo	2.217	14.173	7.747	2.916	8.504	.454
Negativo	.173	9.416	3.958	2.049	4.199	
iOS						
Positivo	10.611	22.590	16.721	3.375	11.397	.771
Negativo	8.166	20.272	13.749	3.177	10.098	
Java ME						
Positivo	.000	5.521	3.176	1.460	2.132	-.434
Negativo	.000	4.000	1.351	1.019	1.040	
LG						
Positivo	13.750	24.347	19.444	2.044	4.180	.058
Negativo	3.782	7.434	5.256	.887	.788	
Palm						
Positivo	18.050	24.958	20.988	1.638	2.686	.168
Negativo	12.380	15.954	14.229	1.016	1.034	
Samsung						
Positivo	6.200	12.217	9.276	1.544	2.386	.480
Negativo	3.608	8.800	5.652	1.108	1.228	
Symbian						
Positivo	6.700	21.000	13.389	2.930	8.586	.652
Negativo	4.800	22.214	8.807	3.200	10.241	
Windows Mobile						
Positivo	5.391	22.047	10.189	3.197	10.222	.304
Negativo	3.478	18.142	10.510	4.135	17.102	
Windows phone						
Positivo	6.238	15.173	11.417	1.918	3.679	.659
Negativo	3.095	8.086	5.638	1.322	1.749	
ZTE						
Positivo	1.782	13.500	7.394	3.230	10.439	.524
Negativo	.500	7.500	3.056	1.610	2.593	

Tabla 4: Estadísticas descriptivas de la correlación

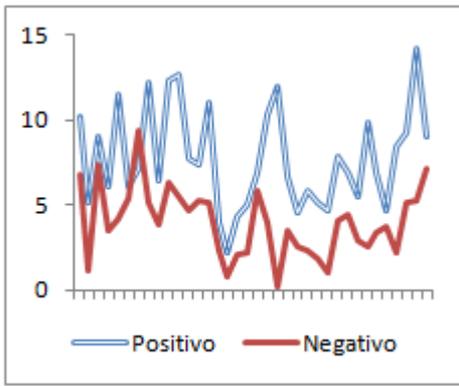
Sistema Operativo	Mínimo	Máximo	Media	Desviación
Android	-0.2738	0.8578	0.398817	0.3738108
Bada	-0.249	0.9174	0.343796	0.3326073
BlackBerry	-0.1486	0.8854	0.393922	0.3330652
Brew	-0.3399	0.9272	0.58834	0.3169052
HUAWEI	-0.2474	0.9325	0.287316	0.3377495
iOS	0.4701	0.9258	0.826329	0.107524
Java ME	-0.725	0.8587	-0.10129	0.4889802
LG	-0.2167	0.7702	0.303248	0.262716
Palm	-0.4114	0.5981	0.130828	0.2458637
Samsung	0.2169	0.8167	0.554123	0.1475486
Symbian	-0.0684	0.9092	0.56356	0.2636634
Windows Mobile	-0.5459	0.7666	0.02361	0.3606141
Windows Phone	-0.1328	0.8913	0.44804	0.2959636
ZTE	-0.0333	0.8898	0.500283	0.2655412

Para los días que tomamos mediciones evaluamos la correlación de los sentimientos de nueve días anteriores, de manera que se genera otra variable que nos muestra más información sobre la naturaleza de los datos originales. Para cada sistema operativo, se observa en la tabla 4 que la máxima correlación positiva es mayor en valor absoluto que la mínima negativa y, excepto en el caso de Java ME, el promedio de la correlación es positivo.

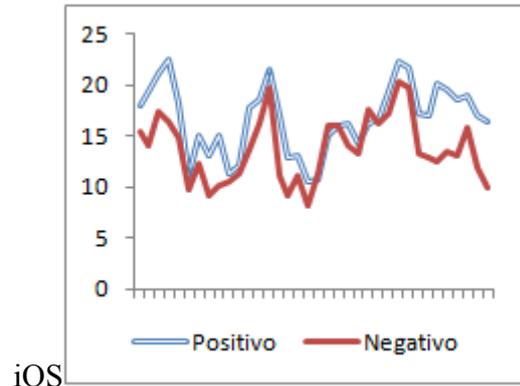
Tabla 5: Gráficas de sentimiento



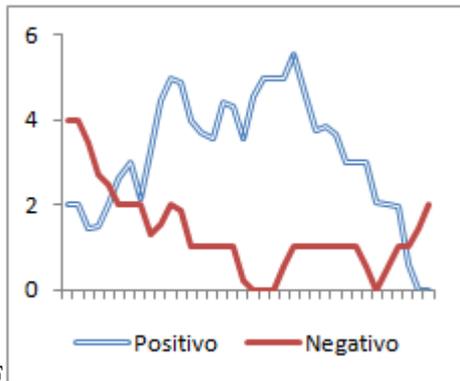
HUAWEI



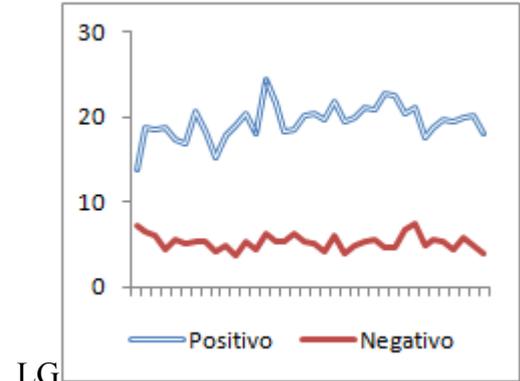
Java



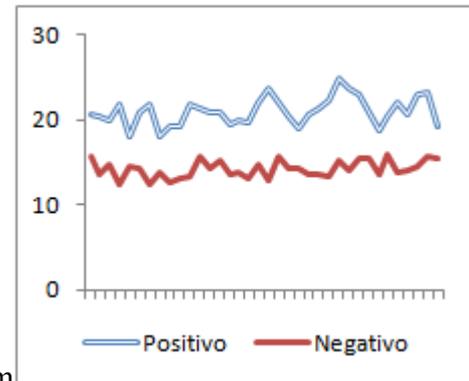
iOS



ME

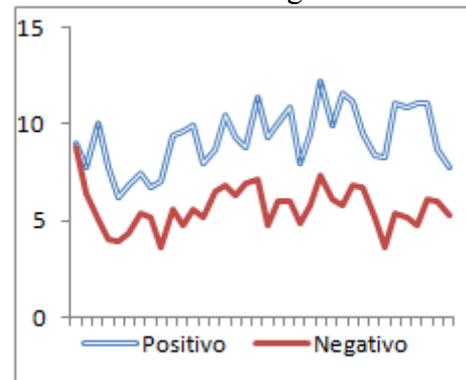


LG



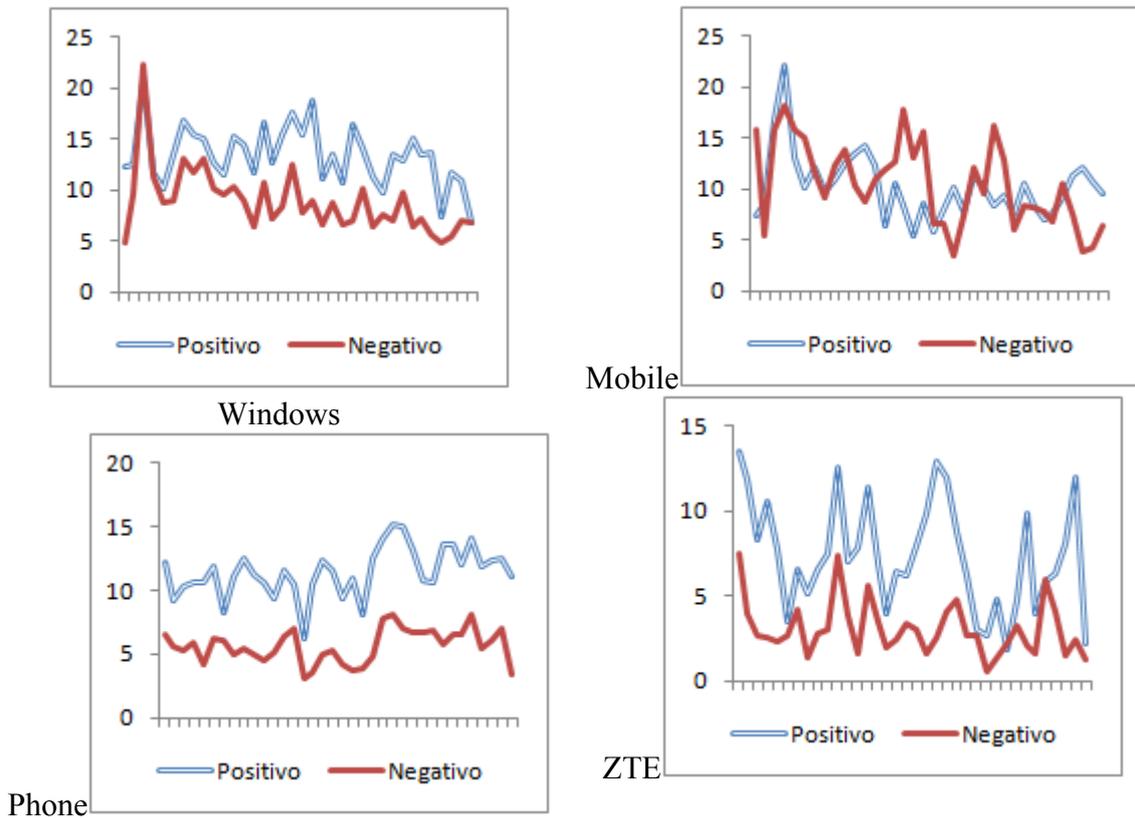
Palm

Samsung



Symbian

Windows



Observamos que en los treinta y seis días de las mediciones, el 87.3 % de los días fueron más los comentarios positivos que los negativos y en dichos días la cantidad de comentarios positivos superó a los negativos en un 152.27 %. En cambio, cuando la cantidad de comentarios negativos fue mayor que la de los positivos la diferencia no fue tan marcada, siendo en promedio de un 37.87 %. Cuando la cantidad de comentarios positivos superó la de los negativos, la correlación global que se presentó fue de 0.681, mientras que para cuando los negativos eran más que los positivos fue de 0.943.

4. Discusión

Se han realizado muchos trabajos sobre la influencia que tienen los usuarios en las opiniones de los demás, por ejemplo (Bakshy, Hofman, Mason, y Watts, 2011; Cha, Haddadi, Benevenuto, y Gummadi, 2010; Subramani y Rajagopalan, 2003). En redes sociales como la de Twitter, la presencia de una correlación de sentimiento negativo y positivo en los comentarios de la gente puede cambiar la forma en que se cuantifica la influencia de los usuarios en la opinión de otros ya que una parte del efecto producido en ellos sería un reflejo de este hecho. Este hallazgo es importante para empresas que se basan en la publicidad <de boca en boca> en las que se podría utilizar este conocimiento para diseñar una estrategia de inyección de comentarios de forma que provoquen el aumento de comentarios positivos o negativos deseado. La expresión <de boca en boca> se utiliza para decir que una idea u opinión pasa de una persona a otra directamente. (Jansen, Zhang, Sobel, y Chowdury, 2009) realizaron un estudio sobre el intercambio de opiniones <de boca en boca> de consumidores en el que explican el efecto con mayor detalle y las implicaciones que tiene para las empresas. En dicho artículo se hace referencia a ciertos motivadores como hostilidad o venganza hacia una

empresa que no cumplió con sus expectativas que pueden provocar una ola de comentarios negativos; a tales motivadores se puede agregar el efecto simple inducido por la correlación existente de sentimientos negativos y positivos.

5. Trabajo futuro y conclusiones

Observamos que existe una correlación de sentimiento positivo y negativo hacia los sistemas operativos que utilizamos para la investigación. Esto podría llevarnos a hacer conjeturas y establecer hipótesis sobre las razones de éste fenómeno. Utilizando una ventana de tiempo de nueve días vimos que la correlación es generalmente positiva. Además vimos que la gente tiende a publicar comentarios con sentimientos positivos con mayor facilidad que con negativos. Para futuras investigaciones consideraremos ampliar los conceptos a otras categorías además de la de sistemas operativos, utilizaremos nombres de personas famosas, productos de uso común, personajes de la historia o quizá eventos sociales con el fin de comprobar si también se detecta una correlación cuando se habla de otros temas, y ver si hay algún cambio en su magnitud al utilizarse conceptos de los que se hable con más frecuencia y permitan analizar una mayor cantidad de comentarios. Además ampliaremos el tiempo de treinta y seis días para tomar las mediciones, a 6 o hasta 12 meses. Hemos hecho una búsqueda de artículos y no hemos logrado encontrar alguno sobre predicción del sentimiento, para ello se podrían utilizar redes neuronales u otra técnica de aprendizaje de máquina.

Durante varias décadas se han investigado las emociones humanas, y con el aumento de las tecnologías de información y las invenciones de los ingenieros se pueden crear bases de datos más ricas en contenido y con más detalles específicos de los individuos que se son analizados. Vemos esto en el uso intensivo que muchos usuarios le dan a las redes sociales en las que comparten información en tiempo real sobre su personalidad, gustos y pensamientos. Picard (2010) sugiere que para avanzar el estado del arte en el estudio de las emociones a la vez que se ayuda a las personas se necesita que los psicólogos e ingenieros colaboren creando herramientas que permitan extraer más datos del mundo real. El análisis de sentimiento podría ser considerado para modelar la forma en que los usuarios navegan en internet; por ejemplo, para ver si el acceso o no acceso a ciertas páginas tiene alguna relación con el sentimiento personal que tienen los usuarios hacia ellas en base a un conocimiento previo del usuario. Fu y Pirolli (2007) diseñaron un modelo cognitivo de navegación de los usuarios en internet que podría ser modificado para incluir análisis de sentimiento.

Referencias

- Alec, B. L. H., Go; Richa. (2010). Twitter sentiment classification using distant supervision.
- Báez, J., y Tudela, P. de. (2007). Investigación cualitativa. ESIC Editorial.
- Bakshy, E., Hofman, J., Mason, W., y Watts, D. (2011). Everyone's an influencer: quantifying influence on twitter. En Proceedings of the fourth acm international conference on web search and data mining (pp. 65–74). BREWER, M., y Rojas, M. (2008). Consumer attitudes toward issues in food safety. *Journal of Food Safety*, 28 (1), 1–22.
- Cha, M., Haddadi, H., Benevenuto, F., y Gummadi, K. (2010). Measuring user influence in twitter: The million follower fallacy. En 4th international aaai conference on weblogs and social media (icwsm).
- Dibb, S., y Simkin, L. (1996). *The market segmentation workbook: target marketing for marketing managers*. Routledge.

- Ferrell, O., y Hartline, M. (2008). *Marketing strategy*. Thomson South-Western.
- Fu, W., y Pirolli, P. (2007). Snif-act: A cognitive model of user navigation on the world wide web. *Human-Computer Interaction*, 22 (4), 355-412.
- Go, A., Bhayani, R., y Huang, L. (2010). Twitter-sentiment. Descargado 12 Diciembre 2011, de <http://twittersentiment.appspot.com/>
- Haws, K., y Bearden, W. (2006). Dynamic pricing and consumer fairness perceptions. *Journal of Consumer Research*, 33 (3), 304-311.
- Jansen, B., Zhang, M., Sobel, K., y Chowdury, A. (2009). Twitter power: Tweets as electronic word of mouth. *Journal of the American society for information science and technology*, 60 (11), 2169-2188.
- Jiang, L., Yu, M., Zhou, M., Liu, X., y Zhao, T. (2011). Target-dependent twitter sentiment classification. *Proc. 49th ACL: HLT*, 1, 151-160.
- Kabadjov, M., Balahur, A., y Boldrini, E. (2011). Sentiment intensity: Is it a good summary indicator? *Human Language Technology. Challenges for Computer Science and Linguistics*, 203-212.
- Lemmon, M., y Portniaguina, E. (2006). Consumer confidence and asset prices: Some empirical evidence. *Review of Financial Studies*, 19 (4), 1499-1529.
- NetApplications, I. (1999). Netmarketshare. Descargado 12 Diciembre 2011, de <http://www.netmarketshare.com>
- Neviarouskaya, A., Prendinger, H., y Ishizuka, M. (2011). Sentiful: A lexicon for sentiment analysis. *Affective Computing, IEEE Transactions on*(99), 1-1.
- O'Connor, R. R. B. R., Brendan; Balasubramanyan, y Smith, N. A. (2010). From tweets to polls: Linking text sentiment to public opinion time series. *Tepper School of Business*, 559 .
- Oliver, R. (2009). *Satisfaction: A behavioral perspective on the consumer*. ME Sharpe Inc.
- Pang, B., y Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2 .
- Perriman, H., Ramsaran-Fowdar, R., y Baguant, P. (2011). The impact of the global financial crisis on consumer behaviour. *Financial Crisis and Consumer Spending.. docstoc*, 25 .
- Peter, J., y Donnelly, J. (2004). *Marketing management: knowledge and skills*. McGraw-Hill/Irwin.
- Picard, R. (2010). Emotion research by the people, for the people. *Emotion Review*, 2 (3), 250-254.
- Pride, W. M., y Ferrell, O. C. (s.f.). *Pride-ferrell foundations of marketing*. SPSS, I. (2010). *Spss statistics*. Descargado 12 Diciembre 2011, de <http://www-01.ibm.com/software/analytics/spss/products/statistics/>
- Subramani, M., y Rajagopalan, B. (2003). Knowledge-sharing and influence in online social networks via viral marketing. *Communications of the ACM*, 46 (12), 300-307.
- Thelwall, M., Buckley, K., y Paltoglou, G. (2011). Sentiment in twitter events. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*.
- Tumasjan, A., Sprenger, T., Sandner, P., y Welpe, I. (2010). Predicting elections with twitter: What 140 characters reveal about political sentiment. *En Proceedings of the fourth international aai conference on weblogs and social media* (pp. 178-185).
- Twitter, I. (2011). 200 million tweets per day. Descargado 12 Diciembre 2011, de <http://blog.twitter.com/2011/06/200-million-tweets-per-day.html>