Innovación para el Análisis de Sentimientos en Texto, una revisión de la técnica actual aplicando metodologías de crowdsourcing

Innovation for the Analysis of Feelings in Text, a revision of the current technique applying crowdsourcing methodologies

Dannyll Michellc Zambrano Zambrano[1]
Darío José Vélez Román
María Inés Zambrano Zambrano

Resumen. En el presente trabajo se investiga un recurso de aprendizaje relativo a técnicas actuales de análisis de Sentimientos en Texto en el contexto de la Computación Afectiva. Se realiza un experimento con un texto en redes sociales orientado hacia la técnica de crowdsourcing basado en opiniones o sentimientos, utilizando la plataforma IBM Watson ToneAnalyzer, lo cual puede proporcionar a los investigadores, empresarios y responsables políticos información valiosa que va desde índices de satisfacción del cliente hasta tendencias de opinión pública.

Abstract. This paper investigates a learning resource related to current techniques of Feelings in Text analysis in the context of Affective Computing. An experiment is conducted with a text on social networks oriented towards crowdsourcing technique based on opinions or feelings, using the IBM Watson Tone Analyzer platform, which can provider searchers, entrepreneurs and policy makers with valuable information ranging from customer satisfaction rates to public opinion trends.

Palabras Claves: Aprendizaje Automático, Computación afectiva, procesamiento de lenguaje natural, Watson ToneAnalyzer

Key Words: Automated Learning, Affective Computing, Natural Language Processing, Watson ToneAnalyzer

JEL: C63, L81, L82, L86, L88

[1] Universidad Técnica de Manabí, Av. Universitaria y Che Guevara, Portoviejo, Ecuador. C. E. mdzambrano@utm.edu.ec; michel.zambrano@fci.edu.ec

Introducción

La computación afectiva es el área de investigación orientada a la creación de herramientas para la implementación de emociones en sistemas informáticos. El análisis de sentimientos en texto particularmente permite por ejemplo clasificar la polaridad de un texto dado, es decir si la opinión expresada en un documento o una oración es positiva, negativa, o neutra. También podemos obtener clasificaciones más detalladas que buscan por ejemplo, estados emocionales tales como "enfado", "tristeza", o "felicidad".

Las opiniones son importantes para casi todas las actividades humanas porque influyen en nuestras conductas. En cualquier punto que tengamos que decidirnos a elegir, necesitamos saber la opinión de otros.

Con el desarrollo de redes en línea (p. ej., auditorías, diálogos de recopilación, sitios web, sitios web a menor escala, twitter, comentarios y anuncios en destinos de organizaciones interpersonales) en la Web, las personas y empresas están utilizando progresivamente los sentimientos como parte de estos medios para tomar decisiones, el objetivo que se plantea es conocer la polaridad de las frases que se extraen del texto de las revisiones.

El análisis de sentimientos en texto es una rama de la computación afectiva basada en el procesamiento del lenguaje natural (Pang, Lee y Vaithyanathan, 2012). Para realizar dicho análisis se siguen procedimientos que dependen en gran medida de varios aspectos, como puede ser el tipo de texto de entrada, el tipo de resultados que se desean obtener o qué información sobre los sentimientos queremos que nos provean y finalmente qué métodos de clasificación se deseen utilizar.

El aspecto clave en el análisis de sentimientos es una palabra de opinión que se considera positiva en una situación y puede considerarse negativa en otra. El procesamiento de texto tradicional considera que un pequeño cambio en dos bits de contenido no tiene un cambio significativo (Pang, Lee y Vaithyanathan, 2012).

La clasificación por temas puede ser fácilmente comprensible y luego aflora el sentimiento; por lo tanto, además de presentar los resultados obtenidos en las técnicas de aprendizaje automático, se puede entender el problema para comprender mejor lo difícil que puede resultar. Por ejemplo si se tiene opiniones de texto sobre una película se podría tener comentarios como que el efecto visual de la película fue bueno, pero la historia fue terrible, con esto se está transmitiendo tanto el significado positivo y negativo, respectivamente.

La revisión de texto desde la perspectiva de análisis de sentimientos puede ser muy útil; proporcionando información importante al cliente, así como a los empresarios. Para el cliente proporciona la información que el producto es bueno examinando la calificación dada por terceros, para los empresarios puede proporcionar información valiosa como los índices de satisfacción del cliente.

Aunado a lo antes mencionado se puede utilizar la técnica de Crowdsourcing que es el proceso de conseguir trabajo o financiación, por lo

general en línea, de una multitud de personas. La palabra es una combinación de las palabras " crowd" y " outsourcing ", la idea es tomar el trabajo y subcontratarlo a una multitud de trabajadores.

Por lo tanto en este trabajo se presentarán detalles a tener en cuenta para el análisis de sentimiento en textos así como también se presentará un experimento en la plataforma IBM Watson ToneAnalyzer (IBM, 2017).

El trabajo se estructurará de la siguiente forma: La sección de la II se dedicará a introducir el flujo de trabajo clásico dentro del análisis de sentimiento en texto. En la sección III se describe la importancia y los datos a tener en cuenta para seleccionar el tipo de datos de entrada en estos análisis. La sección IV presenta las diferentes formas de realizar la clasificación de sentimientos. En la sección V como última parte del flujo de trabajo se explica qué tipos de datos resultantes podemos obtener de dichos análisis. Luego se presenta en la sección VI el experimento en la plataforma IBM Watson ToneAnalyzer. Finalmente, la sección VII presenta las conclusiones y futuros trabajo en esta línea de investigación.

Flujo de trabajo

El esquema de trabajo general de las aplicaciones de análisis de sentimiento en texto es el siguiente:

Una vez que tenemos el texto (artículo, comentarios, tweets, entre otros), antes del procesamiento y análisis en sí, se realiza un pre procesamiento del texto para obtener las características de interés o relevantes del mismo (Verma y Gaur, 2014). Tales características son enviadas a una etapa de procesamiento, en donde se aplican diversas metodologías para evaluar, ¿qué denota la entrada?, obteniéndose de esto una salida, la cual indica los sentimientos relacionados, según unas reglas de clasificación y procesamiento del texto con las que se procesaron las entradas.

Tipos de entrada

Es importante tener en cuenta los tipos de entradas, ya que no es lo mismo analizar una reseña de un libro que un tweet, o una experiencia sobre la compra de un ítem. En la mayoría de los sistemas de análisis se suelen especificar un tipo de texto de entrada particular ya que, por ejemplo en el caso de los comentarios en “Twitter” el vocabulario suele ser muy específico al igual que la forma de expresarse, también se presentan otras variables a considerar como son los “hashtags”, que son palabras distintivas con el prefijo “#” cuyo objetivo es el de categorizar los tópicos relevantes al momento de realizar búsquedas.

Clasificación

Los valores en los que se clasifique depende de la salida deseada, pero las técnicas aplicadas (Francisco, 2008) pueden clasificarse en:

A. Métodos por Diccionarios

En el caso del método por diccionario lo que se suele tener es por cada palabra una asociación con una determinada emoción o polaridad, por lo cual se analizan todas las palabras del texto con dicho diccionario y a partir de ello se calculan los porcentajes de las emociones que representa un texto.

B. Aprendizaje Automático (Machine Learning):

En este caso a partir del texto pre-procesado y etiquetado con las emociones o polaridades correspondientes, ya sean sentencias completas o solo las palabras, se entrenan clasificadores basados en algoritmos de aprendizaje supervisado como pueden ser la técnica de SVM "Support Vector Machine" que al presentar un nuevo texto pre-procesado la misma retorne los valores de emoción o polaridad predichos.

C. Métodos Híbridos:

Básicamente combinan las características extraídas del texto de entrada con las asociaciones de las palabras a partir de los diccionarios como entrada para los algoritmos supervisados que se encargan de realizar al igual que en el caso anterior la clasificación retornando el tipo de output deseado (Del-Hoyo, Hupont, Lacueva y Abadía, 2016).

Salidas

Más allá del clasificador elegido, los tipos de resultados se pueden categorizar en dos: por polaridad o por clases, categóricas, por análisis contextual, dimensionales.

A. Por polaridad o clases

Determina la emoción expresada en el texto. La salida determinada por la polaridad, suele representar si la entrada está orientada a algún extremo en la escala de las emociones. Ejemplos de polaridad podrían ser positivo/negativo, me gusta/no me gusta, a favor/en contra. Estas tienen que ver con el nivel de sesgo hacia una emoción determinada, mide según las palabras positivas y/o negativas, y determina el sentimiento que tiene mayor presencia en un texto. El problema de análisis de polaridad es cuando se encuentra con expresiones de sesgo neutral, en este caso cómo determinar el grado de positividad o negatividad, con lo anterior, se puede filtrar la parte que interesa para el análisis, ejemplo: saber si le gusta cierto objeto o ente en particular, y dejar de lado la parte q no interesa para el análisis.

B. Categóricas

Clasifica el texto analizado en categorías o escalas, las salidas categóricas se basan en valores que indican que un determinado texto se lo considera con ciertas probabilidades hacia ciertas categorías. Las categorías comunes son las seis emociones básicas descritas por Ekman (Ekman, 1977), representadas en la Figura 1.

Figura 1. Emociones básicas por Ekman (enojo, miedo, disgusto, sorpresa, alegría, tristeza)

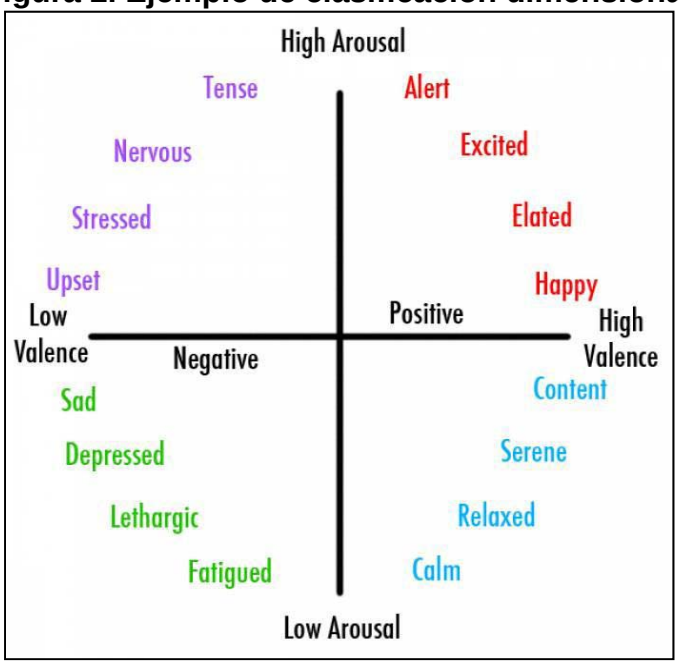
C. Análisis contextual

El análisis contextual está basado en el contexto de las palabras, implica analizar el contexto desde el punto de vista de la subjetividad de las mismas, la cognición contenida, y la cuestión epistemológica con la que se escribió el texto.

D. Dimensional

Es una extensión discreta de las categóricas a partir de la premisa de que cada una de las emociones se puede representar como cierto nivel de actividad o activación y cierto nivel de placer. Un ejemplo de esto es el modelo 2D propuesto por Russell en 1980 (Russell, 1980), se puede observar en la Figura 2.

Figura 2. Ejemplo de clasificación dimensional



Experimento

Para realizar el experimento se seleccionó la aplicación en línea IBM Watson-ToneAnalyzer, especializada en análisis de sentimientos en Texto que se basa en datos de entrenamiento que fueron frases etiquetadas obtenidas a partir de colaboración con la comunidad mediante metodologías de crowdsourcing. El sistema es capaz de detectar emociones a nivel de frases, tales como: alegría, miedo, tristeza, enojo, disgusto, entre las principales y asignarles un peso cuantitativo. Esta herramienta está optimizada para usarse en idioma inglés. La interface permite determinar qué tipo de texto se va a analizar, ya sean twits, correos electrónicos, evaluaciones en línea o texto propio como se observa en la Figura 3. Cada tipo de información tiene sus particularidades, como los hashtags en redes sociales.

Figura 3. Selector de tipo de texto en ToneAnalyzer.

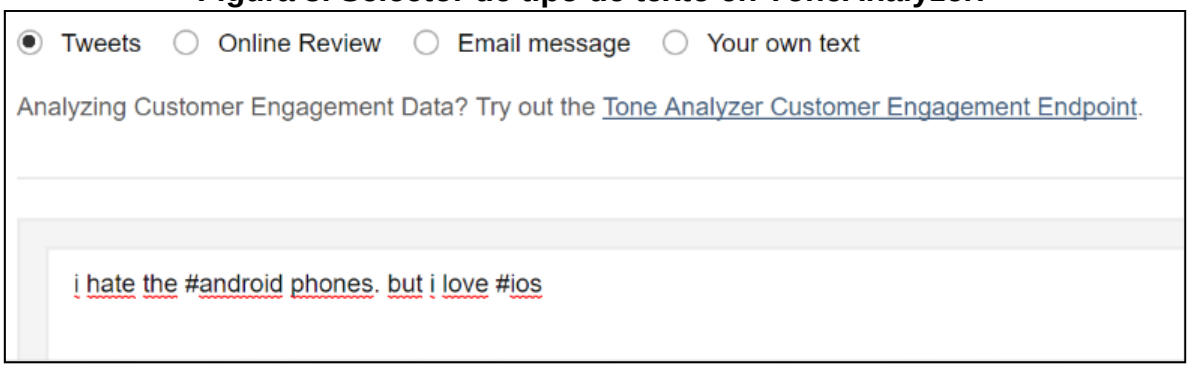


Figura 4. Nivel general del documento

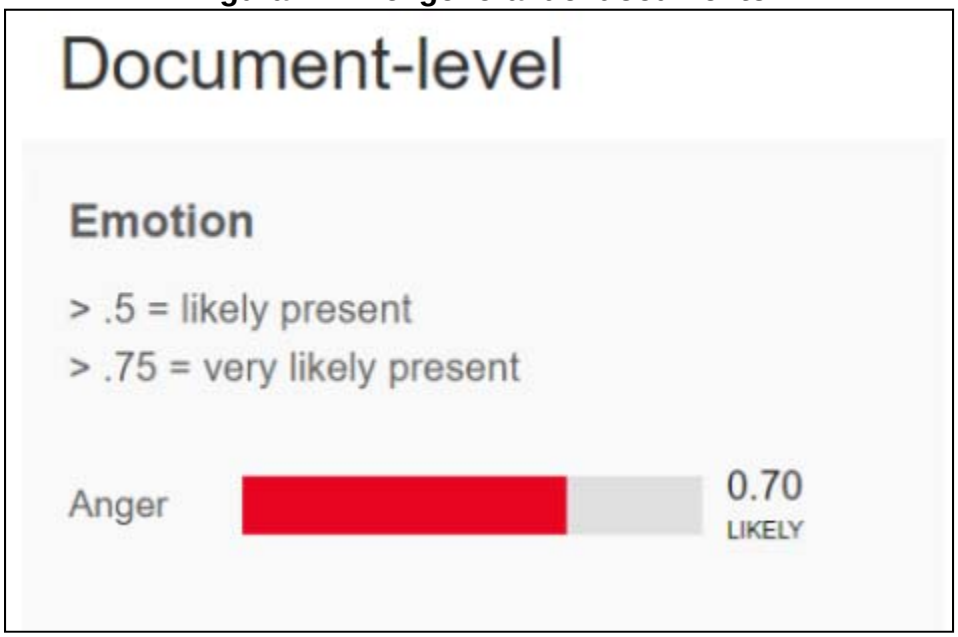


Figura 5. Frase 1 dividida por punto

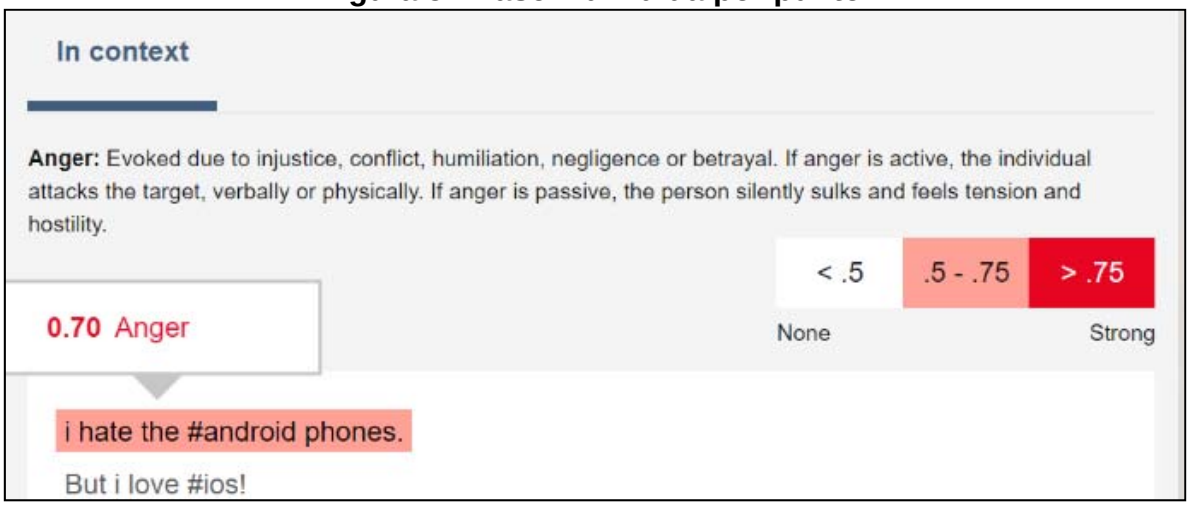
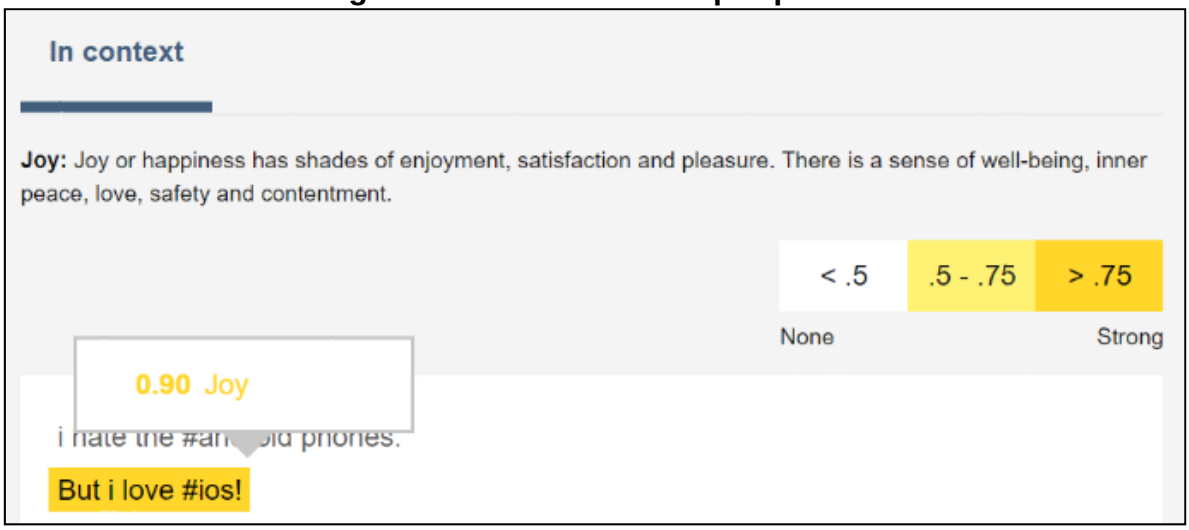


Figura 6. Frase 2 dividida por punto



En el ejemplo se utilizó la frase: “I hatethe #androidphones. But i love #ios.”, con el objetivo de revisar la respuesta de ToneAnalyzer para dos ideas opuestas emocionalmente. Vale la pena recalcar que los resultados fueron diferentes si el separador de las frases era una coma o un punto; solo con punto el sistema podía clasificar las emociones como diferentes, ya que trabaja a nivel de oraciones. Es claro que la aplicación tiene amplio campo de mejora en lo relativo a poder definir de forma más natural la división de ideas. Finalmente tenemos los resultados de la clasificación de las frases. Dentro de una escala de 0 a 1 para cada categoría emocional. “I hatethe #androidphones” obtiene 0.70 de enojo como se observa en la Figura 4. Y “but i love #ios” con 0.90 de alegría como se observa en las Figuras 5 y 6.

CONCLUSIONES

En el experimento realizado, IBM presenta como utilidad práctica, el poder utilizar este sistema en línea para pulir el tono de un correo electrónico corporativo y contar con una opinión distinta al autor y confirmar si el estilo del comunicado es el esperado.

La línea de investigación relacionada con el análisis de sentimiento en Texto tiene aún muchos ámbitos que desarrollar y perfeccionar. Actualmente las investigaciones centrales se han basado sólo en el idioma inglés y los avances en otras lenguas son aún muy pobres. Por ejemplo, para el experimento realizado con Watson ToneAnalyzer, si ingresamos la misma expresión en español, los resultados resultan nulos.

Con el continuo desarrollo en las capacidades de procesamiento de alto rendimiento con mínimos tiempos de latencia, se espera que en los próximos años continúe de forma continua el avance de diversas aplicaciones relacionadas con la inteligencia artificial en todo ámbito, incluyendo el análisis de sentimientos en texto.

El análisis realizado ayuda a las organizaciones y/o empresas interesadas a encontrar opiniones de la gente sobre productos o tendencias a partir de sus críticas, si son positivas o negativas, mediante el análisis de sentimiento en Texto.

Para futuros trabajos se podría realizar un análisis y contrastar entre los diferentes tipos de entradas de texto y los algoritmos que se utilizan y poder tener un modelo con regresión lógica y optimizar la clasificación.

Referencias bibliográficas

Biel, J.; Gatica-Perez, D. (2012):“The YouTube Lens: Crowd sourced Personality Impressions and Audiovisual Analysis of Vlogs”. IEEE Transaction son Multimedia, pp. 41–55.

Carpi, A., Guerrero, C. y Palmero, F. (2008):“Emociones básicas”, Madrid, McGraw-Hill, pp. 233-274.

Dalai Lama &Ekman, P. (2008). “Emotional awaresness: Overcoming the obstacle stops y echological balance and compassion”. N.Y.: Times Books.

Damasio, A. (2005). “En busca de Spinoza: Neurobiología de la emoción y los sentimientos”, pp. 46-49. Barcelona: Editorial Crítica.

Del-Hoyo, R., I. Hupont, F. J. Lacueva, y D. Abadía, (2009) “Hybrid text affect sensing system for emotional language analysis,” Proc. Int. Work. Affect. Virtual Agents Soc. Robot. - Affin. ’09, pp. 1–4.

Ekman, P. (1977), “Facial expression,” Nonverbal be havior and communication. pp. 97–116.

Ekman, P, & Cordaro, D. (2011). “What is meant by calling emotions basic”. Emotion Review, 3, 364-370.

Francisco, V. y Gervás P., (2008)“Identificación automática del contenido afectivo de un texto y su papel en la presentación de información”, no. ISBN: 978-84-692-1006-2. http://nil.fdi.ucm.es/?q=node/378, consultado 02 de noviembre 2017.

Iacobelli F., A. Gill, S. Nowson, y J. Oberlander (2011). “Large Scale Personality Classification of Bloggers”. In Proceedings of the 4th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII’11), p.p 568–577. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-24571-8_71, consultado el 05 noviembre de 2017.

IBM, (2017), “ToneAnalyzer”, https://tone-analyzer-demo.mybluemix.net/, consultado el 08 de noviembre de 2017.

Oberlander J. y A. J. Gill (2006) “Language with character: A stratified corpus comparison of individual differences in e-mail communication. Discourse Processes”, pp. 239–270, www.tandfonline.com/doi/abs/10.1207/s15326950dp4203_1, consultado el 02 de septiembre de 2017.

Pang B., L. Lee, y S. Vaithyanathan,(2002), “Thumbs up?: sentiment classification using machine learning techniques” Proc. Conf. Empir. Methods Nat. Lang. Process., pp. 79–86, www.cs.cornell.edu/home/llee/papers/sentiment.home.html, consultado el 15 de septiembre de 2017.

Russell, J. A. (1980). “A circumplex model of affect”. Journal of Personality and Social Psychology, 39(6), pp. 1161-1178

Tausczik Y.R. y J. W. Pennebaker, (2010), “The Psychological Meaning of Words: LIWC and Computerized Text Analysis Methods”. Journal of Language& Social Psychology, pp. 24–54,

www.cs.cmu.edu/~ylataus/files/TausczikPennebaker2010.pdf, consultado el 12 de septiembre de 2017.

Verma, T., y D. Gaur,(2014), “Tokenization and filter in process in Rapid Miner” Int. J. Appl. Inf. Syst., vol. 7, no. 2, pp. 16–18, http://research.ijais.org/volume7/number2/ijais14-451139.pdf, consultado el 11 de septiembre de 2017.