

Voces sobre la salud en Twitter: Un análisis de los sentimientos acerca de los hospitales públicos en Quito

Voices on health on Twitter: Sentiment analysis of public hospitals in Quito

Pablo Cabrera-Barona*, Lorena Recalde**

Recibido: 04/02/2021 - Aceptado: 17/05/2021

Resumen

En el presente artículo se calculan y evalúan sentimientos positivos y negativos sobre los hospitales públicos de Quito, Ecuador, a partir de información recopilada en Twitter. Para ello se realizó una recolección de *tweets* y *retweets* (observaciones) sobre hospitales vía API de Twitter. Durante la investigación se clasificaron estos datos en puntajes de sentimientos positivos (de 1 a 5) y negativos (de -1 a -5), usando el algoritmo SentiStrength. También se hallaron las divergencias emocionales de los sentimientos de cada observación y se encontró que las modas de los puntajes positivos y negativos fueron 1 y -1 respectivamente. En el estudio no se obtuvieron diferencias marcadas entre promedios de divergencias emocionales. Se identificó un sesgo de lenguaje positivo en los tweets y retweets que se refieren a los hospitales. Los resultados también sugieren que Twitter es utilizada generalmente para comunicar diversos temas y no para incentivar una retroalimentación con pacientes de los hospitales.

Palabras clave: hospitales públicos; Quito; salud; sentimientos; Twitter.

Abstract

The present article calculates and evaluates positive and negative sentiments about hospitals in Quito, Ecuador, which were derived from information in Twitter. We collected of tweets and re-tweets that referred to public hospitals through Twitter API. A total of 1,138 observations (tweets and re-tweets) were collected. We performed data classification in scores of positive (from 1 to 5) and negative (from -1 to -5) sentiments, using the SentiStrength algorithm, and calculated the emotional divergences of these sentiments. The modes of positive and negative sentiments were 1 and -1, respectively. There are no marked differences between the emotional divergence averages. A positive bias in the language was identified for the observations, and our results suggest that Twitter is used to communicate diverse topics and not for promoting feedback with patients.

Keywords: health; hospitals; Quito; Twitter; sentiments.

* Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales Sede Ecuador. pfcabrera@flacso.edu.ec

** Escuela Politécnica Nacional. lorena.recalde@epn.edu.ec

Introducción

El tema de acceso y uso de servicios de salud se relaciona con las preferencias y percepciones de utilidad que tienen los usuarios, como también con la distribución y distancia de estos servicios respecto a las localizaciones poblacionales. En este sentido, la elección de un servicio de salud tiene un carácter racional. Sin embargo, está ligada a la elección emocional (Elster 2009), es decir, la elección racional depende de preferencias y creencias que se basan en la disponibilidad de información (Elster 1994). Es claro que la exploración de emociones o sentimientos facilita una mejor comprensión del comportamiento humano respecto a un fenómeno dado, en este caso el servicio público de salud.

Los mensajes publicados en Twitter constituyen una fuente de información útil para identificar los sentimientos de las personas en su vida cotidiana (Dredze 2012). En sentido general las redes sociales presentan un gran potencial para realizar comunicación y difusión de temas relacionados con la salud pública (Paul y Dredze 2011; Thackeray et al. 2012). Información obtenida de Twitter ha sido utilizada para clasificar síntomas y tratamientos de diferentes enfermedades, y también puede servir para identificar percepciones sobre temas de salud (Chew y Eysenbach 2010) o experiencias de pacientes en servicios de salud (Hawkins et al. 2016). Extraer información de esta red social proporciona un mejor entendimiento de tópicos no siempre cubiertos por fuentes de información tradicionales, y, por lo tanto, apoyar a la formación de nuevas habilidades de comunicación en el campo de salud pública (Dredze 2012).

A pesar de la importancia de la relación entre redes sociales y salud pública, los análisis centrados en servicios de salud específicos han sido muy limitados. De hecho, en una revisión de estudios de *sentiment analysis* (análisis de sentimientos) sobre servicios de salud en Twitter, Gohil, Vuik, y Darzi (2018) encontraron tan solo 12 artículos sobre la temática, la mayoría realizados en Estados Unidos y orientados a explorar áreas de salud pública (incluyendo calidad de hospitales), emergencias, y temas de enfermedades, analizando muestras de diversos tamaños y aplicando diferentes métodos cuantitativos útiles, pero que no han sido contrastados con un corpus de mensajes de atención de salud, con el fin de evaluar su precisión.

Si tomamos en consideración el reducido número de trabajos sobre esta temática y que el análisis de sentimientos es parte del análisis del lenguaje natural, que ha tomado auge en los últimos años, encontramos que el tema de estudio del presente artículo constituye un aporte inicial al campo de análisis de sentimientos sobre salud en América Latina y específicamente en Ecuador.

El análisis de sentimientos de temas relacionados con la salud y el bienestar permite evaluar narrativas generadas espontáneamente, como aquellas producidas

a través de la web 2.0, en este caso en Twitter (Zunic, Corcoran y Spasic 2020). Gran cantidad de hospitales públicos y departamentos de salud utilizan las redes sociales, especialmente para distribuir información a la comunidad (Griffis et al. 2014; Thackeray et al. 2012). Informar a través de espacios como Twitter podría convertirse en una importante herramienta para fomentar una retroalimentación comprometida y constructiva entre los servicios de salud y la sociedad. Esto podría ofrecer una visión más amplia de los servicios que ofrece el hospital y puede ayudar a visualizar el compromiso del mismo con la comunidad.

La opinión de los usuarios puede guiar a los planificadores y tomadores de decisión en la identificación de necesidades de salud de la población. Sin embargo, el análisis de sentimientos de *tweets* sobre hospitales ha mostrado que la información relacionada con la calidad del cuidado que brindan estos servicios de salud no es muy abundante (Greaves et al. 2014). A pesar de esta limitación el análisis de sentimientos permite encontrar opiniones de pacientes sobre hospitales (Greaves et al. 2013), sin embargo, los estudios no se han enfocado en comprender las experiencias de estos pacientes. La información encontrada en publicaciones de Twitter ofrece comúnmente ideas sobre el sentir positivo o negativo de la gente en relación con una diversidad de eventos (Thelwall, Buckley y Paltoglou 2011). Además, es importante señalar que un mismo texto de un tweet puede contener simultáneamente sentimientos positivos, negativos o neutrales, y estos a su vez se expresan en realidad con diferentes niveles de fuerza (Thelwall et al. 2010). A estos diferentes niveles de fuerza de emociones se les puede asignar valores numéricos por medio de algoritmos que miden intensidad de sentimientos (Thelwall et al. 2011).

Una investigación previa demostró que el uso de las redes sociales, incluyendo Twitter, varía entre distintos tipos de hospitales (Griffis et al. 2014). Adicionalmente, se estableció que los *tweets* sobre hospitales abordan no solo las experiencias de pacientes, sino también otros asuntos de salud (Greaves et al. 2014; Hawkins et al. 2016). Las investigaciones sobre salud pública en las que se utiliza información de Twitter permiten identificar eventos relacionados con la salud expresados desde la óptica de los pacientes, pero, el análisis de sentimientos ha sido muy limitado respecto a la información de redes sociales que se refiere a los hospitales.

Para llenar este vacío en la investigación acerca de sentimientos en Twitter sobre hospitales, aunque sea de manera parcial, el presente estudio realiza un análisis exploratorio donde se evalúan sentimientos positivos y negativos expresados en *tweets* sobre hospitales de Quito, Ecuador. Además, se analizan las variaciones de sentimientos positivos y negativos de cada uno de *tweets* y *retweets* recopilados, y se calculan las divergencias emocionales de estos sentimientos para cada uno. La siguiente sección explica la metodología aplicada durante la investigación.

Metodología

Para el artículo se llevó a cabo un experimento en ocho hospitales públicos de Quito. Durante los meses de junio y julio de 2016 se realizó *data mining* (minería de datos) de *tweets* que mencionaban a alguna de estas instituciones y también de los *retweets* de estas publicaciones. Los ocho hospitales considerados fueron: el Hospital Carlos Andrade Marín (CAM), el Hospital Eugenio Espejo (EE), el Hospital Baca Ortiz (BO), el Hospital Isidro Ayora (IA), el Hospital Luz Elena Arismendi (LEA), Hospital Calderón (C), Hospital Enrique Garcés (EG), y el Hospital Pablo Arturo Suárez (PAS).

El CAM es un hospital que pertenece al Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social (IESS), uno de los más grandes del país, pues cuenta con más de 40 especialidades y subespecialidades médicas. El EE es también una institución de importancia en Quito, posee decenas de especialidades médicas y pertenece al Ministerio de Salud Pública (MSP). El BO es el hospital pediátrico más grande del país y está adscrito al MSP. Tanto el IA como el LEA son hospitales gineco-obstétrico del MSP. El C es un hospital del MSP que además se enfoca en la docencia e investigación. El EG y el PAS son hospitales generales del MSP que cuentan con diversas especialidades médicas. El sistema de salud del Ecuador busca la integración de los servicios del MSP y del IESS, así como de otros subsistemas de salud.

La recolección de los datos utilizados se realizó a través de la API de Twitter. El criterio de búsqueda y extracción fue el de identificar *tweets* y *retweets* que mencionaran los nombres de los hospitales. Se recopilaron un total de 1138 observaciones y se realizó una clasificación de las observaciones en sentimientos positivos y negativos usando SentiStrength, un algoritmo de detección de fuerza de sentimientos que estima de manera simultánea las emociones positivas y negativas en un texto (TheWall et al. 2010). Además, se trabajó con los diccionarios base de SentiStrength para el idioma español. Esta herramienta permite trabajar con textos cortos e informales (aplicable al contexto de *posts* en redes sociales) para determinar el nivel de sentimiento con base en el vocabulario en español que ya ha sido preclasificado como positivo o negativo. El vocabulario especifica el grado de sentimiento para listas de términos, por ejemplo, odio, presenta una asignación de -5, mientras que solidaridad se clasifica en 4. Herramientas basadas en diccionarios o vocabulario preclasificado, como lo es SentiStrength, tienen de modo predefinido la “medida” de sentimiento para listas de términos, por ello su facilidad de aplicación a un texto corto, donde término a término, se busca en los diccionarios qué sentimiento o valor de sentimiento corresponde. Expertos en lingüística y psicología han contribuido a los diccionarios disponibles y predeterminados de SentiStrength para su uso general.

El algoritmo trabaja con un rango de puntajes de 1 a 5 para sentimientos positivos, y de -5 a -1 para los negativos. Valores cercanos a 5 y -5 significan sentimientos fuertemente positivos o fuertemente negativos respectivamente. Por su parte, los valores de 1 y -1 representan emociones neutras o no definidas. Independientemente de si una observación es un tweet o un retweet, el cálculo de sentimientos de estos datos permite la evaluación general de intensidad de sentimientos y de la identificación de patrones generales de emociones de las personas. Por ejemplo, para fines de este estudio, un tweet con un sentimiento positivo que recibe muchos *retweets* se asume de manera general como un mayor alcance de este sentimiento.

Por lo tanto, las observaciones del experimento realizado (*tweets* y *retweets* sobre hospitales), fueron expresadas en sentimientos positivos y negativos. Como ya se mencionó anteriormente, el algoritmo SentiStrength asigna dos puntajes a cualquier texto: uno positivo y otro negativo, que representan la fuerza de positividad y o de negatividad del texto.

Después de calcular los puntajes negativos y positivos de las observaciones se establecieron los porcentajes para cada hospital. Adicionalmente, dado que los puntajes de sentimientos son una variable ordinal, la mediana y la moda de los puntajes negativos y positivos fueron obtenidas. La divergencia emocional de cada sentimiento fue calculada para cada observación. La divergencia emocional es la diferencia absoluta normalizada entre los puntajes positivos y negativos obtenidos (Pfitzner, Garas y Schweitzer 2012): $d = (p-n) / 10$, donde p es el sentimiento positivo y n el negativo. La divergencia emocional identifica el nivel de contraste en la información emocional analizada. En otras palabras, captura la extensión entre las emociones positivas y negativas expresadas en un texto (Pfitzner, Garas y Schweitzer 2012). Un valor alto de divergencia indica entonces un mayor contraste entre los sentimientos positivos y negativos de una observación.

Resultados

El número de observaciones obtenidas varía entre hospitales, tal como se exponen en la tabla 1. Los hospitales con el mayor número de observaciones fueron CAM, EE y BO. El número de observaciones obtenidas para el resto de los hospitales es significativamente menor: EG, IA, PAS, LEA y C se identificaron 67.

Tabla 1. Número de tweets y total de observaciones para cada hospital

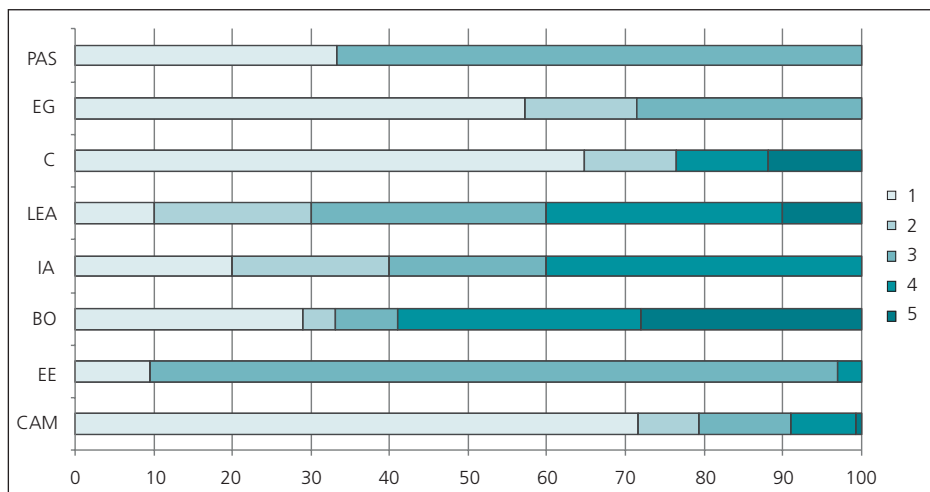
Hospital	Tweets	Total de observaciones (incluyendo <i>retweets</i>)
CAM	63	696
EE	10	274
BO	13	100
IA	5	10
LEA	10	20
C	7	17
EG	6	14
PAS	2	6

Fuente: Autores

140

En sentido general los hospitales presentan puntajes positivos en un rango de 1 a 3, como se observa en la figura 1. Algunos como CAM, C, y EG tienen un valor de 1 (sentimiento neutro) en más de la mitad de las observaciones. El 67 % de las observaciones del hospital PAS y el 88 % de las de EE acumulan un valor de 3 (positividad media). Los hospitales EG y PAS no poseen sentimientos positivos en los rangos de 4 y 5, mientras que BO registra un 28 % de sentimientos de valor 5 (muy positivo). Tanto el valor de la mediana como el de la moda fue 1.

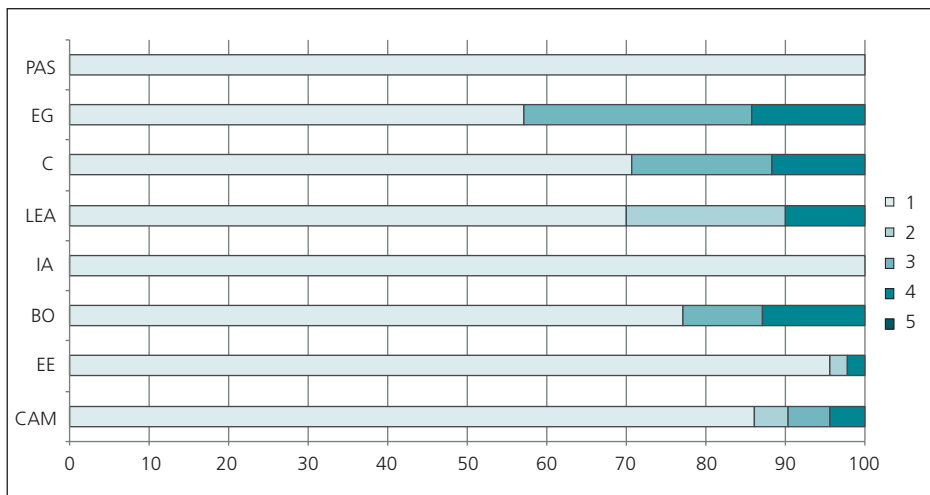
Figura 1. Porcentaje de observaciones con base en los sentimientos positivos



Fuente: Autores

La mayoría de los puntajes negativos varían de -1 a -3, es decir de sentimientos neutros a sentimientos de negatividad media. Los hospitales EE, IA, y PAS presentan valores de -1 (sentimiento neutro) en más del 90 % de sus observaciones. Entre el 70 % y el 86 % de las observaciones de los hospitales CAM, BO, LEA y C poseen valores de -1. En el caso del hospital EG el 57% de las observaciones tienen un valor de -1 y el 29 % de -3. El sentimiento negativo con puntaje de -4 se encuentra en la mayoría de hospitales: EG 14 %, BO 13 %, C 12 %, LEA 10 %, CAM 5 % y EE 2 %. Ninguna de las instituciones analizadas tuvo un sentimiento de -5 (muy negativo). Para estos casos el valor de la mediana y de la moda fue -1.

Figura 2. Porcentaje de observaciones con base en los sentimientos negativos



Fuente: Autores

Comparando las figuras 1 y 2 se puede apreciar que existen más sentimientos positivos fuertes (por ejemplo, 5) asignados a cada observación que negativos (no se obtuvieron sentimientos negativos de puntaje -5). Además, resulta importante recordar que el puntaje -1 que predomina en las observaciones de sentimientos negativos, es realmente ambiguo, pues se considera neutro ya que no necesariamente indica negatividad. En conclusión, se aprecia que los textos de los *tweets* sobre hospitales tienen un sesgo de positividad.

No existen marcadas diferencias entre la mayoría de los promedios de divergencias emocionales, como se puede apreciar en la tabla 2. Por ejemplo, los promedios de divergencias emocionales de IA y EG son los mismos. El promedio de divergencia emocional más bajo fue 0.28 (CAM) y el mayor correspondió al BO con un 0.48. Los valores máximos y mínimos de las divergencias son similares en la mayoría de los hos-

pitales. La divergencia emocional mínima para todos los hospitales es la misma, 0.20. Hospitales como IA y PAS registraron valores máximos de divergencias emocionales de 0.50 y 0.40 respectivamente. Es importante señalar que estas dos instituciones son las que presentan la menor cantidad de observaciones. La divergencia puede ser considerada como intermediaria de la incertidumbre en un sentimiento: a divergencia más alta, mayor es la incertidumbre sobre si un texto es positivo o negativo.

Tabla 2. Estadísticas descriptivas de las divergencias emocionales para cada hospital

Hospital	Mínimo	Máximo	Media	Desviación estándar
CAM	0,20	0,80	0,28	0,13
EE	0,20	0,80	0,39	0,08
BO	0,20	0,90	0,48	0,21
IA	0,20	0,50	0,38	0,12
LEA	0,20	0,80	0,46	0,15
C	0,20	0,90	0,36	0,23
EG	0,20	0,70	0,38	0,16
PAS	0,20	0,40	0,33	0,10

Fuente: Autores

Discusión

En el presente artículo se ha propuesto una metodología para evaluar sentimientos extraídos de una red social en el contexto de servicios de salud. Además, se calcularon porcentajes de sentimientos positivos y negativos en cada observación de Twitter (tweet y retweet), y las divergencias emocionales. Este estudio no es un *Big Data analysis*, sino que debe ser considerado una investigación descriptiva y exploratoria de datos Twitter sobre hospitales en la ciudad de Quito.

Los resultados obtenidos en este estudio son importantes ya que poseen varias implicaciones. Se corroboraron hallazgos previos que muestran que el uso de redes sociales varía entre hospitales (Griffis et al. 2014) y que los *tweets* que los mencionan generalmente no están relacionados con experiencias de pacientes (Greaves et al. 2014; Hawkins et al. 2016). Es decir, idealmente se esperaría que en su mayoría existan expresiones de sentimientos específicos con base en experiencias de pacientes (gratitud, reconocimiento, protesta, censura, etc.), pero no es el caso de los datos Twitter recopilados.

Podríamos afirmar que gran parte los *tweets* y sus respectivos *retweets* no conforman productos sociales de un *output* de la atención de salud, sino que se convierten

en una especie de constructos socioculturales que ofrecen cierta información, si bien no útil en principio para la mejora del servicio, legítima en relación con las diversidades de sentimientos humanos. Esto podría tomarse en consideración al momento de implementar políticas públicas participativas en otras dimensiones sociales.

Los resultados obtenidos son consistentes con el sesgo positivo universal revelado en el lenguaje humano (Dodds et al. 2015). En otras palabras, aunque las emociones no siempre representan experiencias de pacientes, sí representan “experiencias de vida” expresadas a través de una tendencia que se inclina más hacia el positivismo. Este fenómeno lingüístico está enmarcado en nuestra naturaleza social y puede ser una propiedad a nivel de sistema, independiente de la frecuencia de palabras usadas (Dodds et al. 2015). Desde la perspectiva de la democracia deliberativa, los hallazgos de esta investigación muestran que la deliberación de una parte de lo público de la dimensión de salud (como un hospital), expresado en una red social, puede tomar otros intereses más allá del tema de la salud, y desde esta realidad se pueden realizar esfuerzos para fortalecer canales de comunicación entre el servicio público y el usuario mediante plataformas web 2.0.

Se ha demostrado que *tweets* y *retweets* apreciados como un conjunto de observaciones pueden ser analizados para encontrar tendencias generales de sentimientos positivos y negativos. Estas tendencias determinan los patrones emocionales del lenguaje humano en un medio digital relacionado al servicio hospitalario, que, en el caso de estudio, demostraron un predominio de sentimientos positivos. Este estudio provee una experiencia metodológica exploratoria que puede apoyar la creación de marcos metodológicos para investigar la influencia de las redes sociales en los hospitales de la comunidad.

En un estudio previo (Vilares, Thelwall y Alonso 2015), un número grande de *tweets* sobre política fueron extraídos en tan solo un mes, y esto permitió categorizar a líderes políticos. En el presente artículo, la minería de datos de dos meses permitió obtener un número intermedio de *tweets*, incluyendo *retweets*. Esta diferencia indica que existe una preferencia en Twitter de unos temas sobre otros. Por ejemplo, es común encontrar en esta red social discusiones sobre temas políticos, pero, la presencia de debates sobre un servicio de salud específico llega a ser peculiar. Desde esta perspectiva resulta importante considerar que existe una necesidad de mayor presencia en las redes sociales de profesionales de la salud pública, para impulsar temas de interés para la sociedad.

Un gran número de mensajes de Twitter de los hospitales analizados están relacionados con asuntos meramente informativos. Por ejemplo, uno de los *tweets* del hospital CAM (institución con el mayor número de *tweets* y *retweets*) decía: “en lo

que va del año el #HCAM ha realizado 7 campañas externas de donación de sangre #DíaMundialDelDonanteDeSangre”. Como se ha expuesto con anterioridad, los departamentos de salud pública pueden usar redes sociales para distribuir información y no para motivar conversaciones interactivas con la comunidad (Thackeray et al. 2012). El hospital EE presenta un considerable número de observaciones con sentimientos positivos. Sin embargo, una gran cantidad de las mismas fueron *retweets* de un mensaje de felicitaciones por el Día del Padre: “saludamos a todos los padres en su día!! Felicidades”. Este es un claro ejemplo de cómo los mensajes de redes sociales originados en los servicios de salud pueden representar ideas o sentimientos más allá de los asuntos tradicionales de la salud pública. Específicamente, en el caso de los hospitales analizados son muy limitadas tanto las expresiones de parte de pacientes como las experiencias específicas relacionadas con la atención recibida.

Las divergencias emocionales son comparables, pero hay que ser cuidadosos al interpretarlas. Un tweet con un sentimiento positivo de 5 y otro negativo de -1 posee una divergencia de 0.6, mientras que un tweet con un sentimiento positivo de 1 y un sentimiento negativo de -4 la divergencia emocional será de 0.5. Es decir, divergencias similares no necesariamente reflejan emociones similares en un tweet. Por esta razón, es importante el análisis de porcentajes de sentimientos positivos y negativos en los hospitales. Dos ejemplos de *tweets* ilustran positividad y negatividad: “gracias presidente @MashiRafael @hbacaortiz kevin está muy bien hoy sale gasto público del pueblo y para el pueblo”; “@IESSec @IESSHCAM @Holguerrero si hay solo carcasas de pastillas que se hace no responden a mis mensajes”. Adicionalmente, se encontraron *tweets* ambiguos: “#Lomásleído Proyecto busca reducir el #cáncer de cérvix <https://t.co/lJcqfsVoSS> @IESSHCAM Informa @DiegosMF” Aquí el algoritmo puede mostrar sentimientos de negatividad por la palabra “cáncer”, aunque el texto del tweet sea claramente positivo.

Para este estudio, en el caso de puntajes negativos el valor ambiguo de -1 fue el más frecuente entre los sentimientos negativos de los hospitales. Esto marca un claro contraste con las observaciones de sentimientos positivos, donde un número importante tuvieron valores mayores a 1. Por este motivo se puede afirmar que, aunque las divergencias emocionales sugieren un patrón de neutralidad (ambigüedad) de sentimientos, y que existe un alto porcentaje de puntajes 1 y -1 (neutralidad), un sesgo hacia los sentimientos positivos puede ser identificado en los *tweets* sobre hospitales de Quito. Como se mencionó anteriormente con la muestra obtenida, este estudio ofrece más evidencias del sesgo positivo universal en el lenguaje humano (Dodds et al. 2015), además es consistente con investigaciones que ya han reportado sentimientos positivos en *tweets* referentes a hospitales (Griffis et al.

2014; Hawkins et al. 2016).

Este estudio también confirma que hospitales más grandes aparecen más en redes sociales (Griffis et al. 2014). En el caso de Quito se consideran hospitales grandes CAM y EE y la mayoría de las observaciones obtenidas se refieren a estas instituciones de salud. Este mayor número de *tweets* y *retweets* puede deberse no solo al tamaño de estos hospitales, sino a que los servicios que prestan son muy atractivos para la población en general. De hecho, en entrevistas que uno de los autores del presente artículo realizó en Quito en el año 2014 sobre acceso a servicios de salud, algunos entrevistados reportaron tener una preferencia por acudir a hospitales en lugar de a centros de salud, aun reconociendo que solo necesitaban atención de nivel primario. Otros entrevistados reportaron que accedieron a servicios de atención primaria porque fueron referidos a esos servicios por parte del sistema de salud pública.

En términos de política pública el desafío de la interpretación de emociones radica en que las mismas forman parte de la construcción de capacidades de los intermediarios de la política, lo cual condiciona el éxito o no de esta (Durnová y Hejzlarová 2017). Los intermediarios podrían ser los usuarios de Twitter, los cuales a su vez contribuirían a conseguir un mejor servicio. En el presente estudio esta relación se vuelve difusa por la misma diversidad de mensajes (pocos se relacionan con la calidad de servicio), como también por ciertas ambigüedades y neutralidades lingüísticas expresadas de forma cuantitativa. Sin embargo, como expone Durnová (2018), la interpretación de emociones de datos de textos es complicada debido a posibles tensiones sobre qué son las emociones, y qué significan.

Pero más allá de esta posible tensión, la autora afirma que el análisis de emociones desvela conflictos, como también contradicciones y malentendidos, que pueden estar dentro de contingencias socioculturales (Durnová 2018). Esto es justamente lo que se aprecia en el presente estudio, una aparente contradicción sobre el no-uso de una red social para temas exclusivos de calidad de la atención de salud, pero que de todos modos demuestra contextos sociales y culturales interesantes, como el sesgo positivo en el lenguaje y la expresión de temas que no son de la atención de salud (por ejemplo, la felicitación por el Día del Padre), lo cual puede ayudar a una mejor comprensión de la complejidad social urbana para implementar políticas públicas más allá del ámbito de la salud.

La presente investigación presenta algunas limitaciones, aunque puede contribuir a la apertura de nuevas perspectivas que quizás sean abordadas en futuros estudios. Aunque los hallazgos de este estudio reafirman los resultados de investigaciones previas (sesgo del lenguaje humano a lo positivo, variación en el uso de redes sociales entre hospitales y mensajes no relacionados con la atención recibida), estos

deben ser considerados una primera exploración de análisis de sentimientos de redes sociales respecto a los servicios de salud en Quito. Reiteramos que esta investigación deber ser considerada como descriptiva y exploratoria. Analizar datos de otras redes sociales o realizar la minería de datos durante un espacio de tiempo más prolongado, podrá enriquecer los hallazgos de este estudio. Además, el análisis de datos de redes sociales debe ser considerado solo una oportunidad para identificar tendencias generales y correlaciones, mas no causalidades (Miller y Goodchild 2015). Respecto a esto último, creemos que futuros estudios, con el número de datos necesario, pueden orientarse a un contexto de *Big Data analysis*, aplicando técnicas de *machine learning* para la clasificación de hospitales en función de sentimientos.

Como cualquier otro estudio que se basa en datos de redes sociales, la investigación está sujeta a sesgos demográficos. Los usuarios de redes sociales no son representativos de una población entera (Dredze 2012). Las palabras, frases y tópicos en una red social pueden estar sesgados en cuanto a edades, género y personalidades (Correa, Hinsley y de Zúñiga 2010; Schwartz et al. 2013). Futuras investigaciones deberán complementar los datos de redes sociales con otro tipo de datos (como los demográficos), cuando se realice análisis de sentimientos.

Un aspecto que está fuera del alcance de este estudio es que no se han contrastado los sentimientos con características detalladas de cada hospital (servicios específicos, funcionarios, protocolos, etc.), por lo que en futuras investigaciones las emociones identificadas podrían ser analizadas en función de características del servicio de salud como número de médicos o número de camas disponibles. Además, es posible aplicar otros algoritmos de detección de sentimientos además de SentiStrength o su versión de modelo supervisado, con el fin de realizar comparación de precisiones y validación de resultados.

Sería interesante que estudios futuros utilizaran *hashtags* específicos para evaluar emociones e ideas de la comunidad en relación con temáticas de la salud (Palomino et al. 2016). La extracción automática de tópicos de *hashtags* permitiría identificar emociones relacionadas con enfermedades específicas (como la COVID-19). Adicionalmente, creemos que las metodologías basadas en datos Twitter que busquen comprender las dinámicas de atención de servicios de salud, pueden ser complementadas con entrevistas a usuarios de estos servicios con el fin de explorar en profundidad sentimientos que estén más directamente relacionados con la experiencia de la atención recibida.

Conclusiones

Los hallazgos de este estudio aportan a un entendimiento de la comunicación y difusión de información por parte de los hospitales, que puede tener implicaciones en la generación e implementación de políticas públicas en el área de la salud. Los resultados obtenidos sugieren que existe un sesgo positivo de los textos de los *tweets* y que Twitter no está siendo usada por los hospitales para incentivar una retroalimentación con pacientes, sino que tiene un fin eminentemente informativo.

Podemos afirmar que, en el caso de estudio de esta investigación, la opinión expresada por la gente en materia salud no necesariamente es lo que verdaderamente piensan sobre el tema. Los tomadores de decisión podrían ser más activos en cuanto a monitorear las percepciones y sentimientos de la gente respecto a los servicios de salud, lo que puede convertirse en una herramienta para mejorar la calidad del servicio.

Apoyos

Este es el artículo completo de la investigación *Sentiment Analysis of Hospital-Related Twitter Information* presentada en la conferencia GI_Forum, que se celebró en julio de 2017 en Salzburgo, Austria. P.C.-B. concibió el estudio, escribió la mayoría del artículo y calculó las divergencias emocionales. L.R. realizó el *data mining* de datos Twitter, calculó los puntajes de sentimientos a través del algoritmo SentiStrength y también colaboró en la redacción del texto.

Referencias

- Chew, Cynthia y Gunther Eysenbach. 2010. "Pandemics in the Age of Twitter: Content Analysis of Tweets during the 2009 H1N1 Outbreak". *Plos One* 5(11): 1-13. <https://doi.org/doi:10.1371/journal.pone.0014118>
- Correa, Teresa, Amber Willard Hinsley y Homero Gil de Zúñiga. 2010. "Who interacts on the Web?: The intersection of users' personality and social media use". *Computers in Human Behavior* 26(2): 247-253. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2009.09.003>
- Dodds, Peter, Eric M. Clark, Suma Desu, Morgan R. Frank, Andrew J. Reagan, Jake Ryland Williams, Lewis Mitchell, Kameron Decker Harris, Isabel M. Kloumann, James P. Bagrow, Karine Megerdooimian, Matthew T. McMahon,

- Brian F. Tivnan y Christopher M. Danforth. 2015. "Human language reveals a universal positivity bias". *PNAS* 112(8): 2389-2394.
<https://doi.org/10.1073/pnas.1411678112>
- Dredze, Mark. 2012. "How social media will change public health". *IEEE Intelligent Systems* 27(4): 81-84. <https://doi.org/10.1109/MIS.2012.76>
- Durnová, Anna. 2018. "Understanding Emotions in Policy Studies through Foucault and Deleuze". *Politics and Governance* 6(4): 95-102.
<https://doi.org/10.17645/pag.v6i4.1528>
- Durnová, Anna y Eva Hejzlarová. 2017. "Framing policy designs through contradictory emotions: The case of Czech single mothers". *Public Policy and Administration* 33(4): 409-427. <https://doi.org/10.1177/0952076717709524>
- Elster, Jon. 1994. "Rationality, emotions, and social norms". *Synthese* 98(1): 21-49.
<https://doi.org/10.1007/BF01064024>
- Elster, Jon. 2009. "Emotional Choice and Rational Choice". En *The Oxford Handbook of Philosophy of Emotion*, editado por Peter Goldie, 263-282. Nueva York: Oxford University Press.
- Gohil, Sunir, Sabine Vuik y Ara Darzi. 2018. "Sentiment Analysis of Health Care Tweets: Review of the Methods Used". *JMIR Public Health Surveil* 4(2): 1-10.
<https://doi.org/10.2196/publichealth.5789>
- Greaves, Felix, Antony A. Laverty, Daniel Ramirez Cano, Karo Moilanen, Stephen Pulman, Ara Darzi y Christopher Millett. 2014. "Tweets about hospital quality: a mixed methods study". *BMJ Qual Saf*, 23: 838-846.
<https://doi.org/10.1136/bmjqs-2014-002875>
- Greaves, Felix, Daniel Ramirez Cano, Christopher Millett, Ara Darzi y Liam Donaldson. 2013. "Use of sentiment analysis for capturing patient experience from free-text comments posted online". *Journal of Medical Internet Research* 15(11): 1-9. <https://doi.org/10.2196/jmir.2721>
- Griffis, Heather, Austin S. Kilaru, Rachel M. Werner, David A. Asch, John C. Hershey, Shawndra Hill, Yoonhee P. Ha, Allison Sellers, Kevin Mahoney, y Raina M. Merchant. 2014. "Use of social media across US hospitals: Descriptive analysis of adoption and utilization". *Journal of Medical Internet Research* 16(11): 1-11. <https://doi.org/10.2196/jmir.3758>
- Hawkins, Jared B., John S. Brownstein, Gaurav Tuli, Tessa Runels, Katherine Broecker, Elaine O. Nsoesie, David J. McIver, Ronen Rozenblum, Adam Wright, Florencia T. Bourgeois y Grebas de Felix. 2016. "Measuring patient-perceived quality of care in US hospitals using Twitter". *BMJ Quality & Safety*, 25: 404-413. <https://doi.org/10.1136/bmjqs-2015-004309>

- Miller, Harvey J. y Michael Goodchild. 2015. "Data-driven geography". *GeoJournal* 80(4): 449-461. <https://doi.org/10.1007/s10708-014-9602-6>
- Palomino, Marco, Tim Taylor, Ayse Göker, John Isaacs y Sara Warber. 2016. "The online dissemination of nature-health concepts: Lessons from sentiment analysis of social media relating to "nature-deficit disorder". *International Journal of Environmental Research and Public Health* 13(1): 1-23. <https://doi.org/10.3390/ijerph13010142>
- Paul, Michael y Mark Dredze. 2011. "A model for mining public health topics from Twitter". <https://bit.ly/3r6DQy5>
- Pfitzner, René, Antonios Garas y Frank Schweitzer. 2012. "Emotional divergence influences information spreading in Twitter". En *The 6th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*. California: AAAI Press.
- Schwartz, Andrew, Johannes C. Eichstaedt, Margaret L. Kern, Lukasz Dziurzynski, Stephanie M. Ramones, Megha Agrawal, Achal Shah, Michal Kosinski, David Stillwell, Martin Seligman, Lyle H. Ungar. 2013. "Personality, Gender, and Age in the Language of Social Media: The Open-Vocabulary Approach". *Plos One* 8(9): 1-16. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0073791>
- Thackeray, Rosemary, Brad L. Neiger, Amanda K. Smith y Sarah B. Van Wagenen. 2012. "Adoption and use of social media among public health departments". *BMC Public Health* 12(1): 1-6. <https://doi.org/10.1186/1471-2458-12-242>
- Thelwall, Mike, Kevan Buckley, Georgios Paltoglou, Di Cai y Arvid Kappas. 2010. "Sentiment Strength Detection in Short Informal Text". *Journal of the American Society for Information and Technology* 61(12): 2544-2558. <https://doi.org/10.1002/asi.21416>
- Thelwall, Mike, Kevan Buckley y Georgios Paltoglou. 2011. "Sentiment in Twitter Events". *Journal of the American Society for Information Science and Technology* 62(2): 406-418. <https://doi.org/10.1002/asi.21462>
- Vilares, David, Mike Thelwall y Miguel A. Alonso. 2015. "The megaphone of the people? Spanish SentiStrength for real-time analysis of political tweets". *Journal of Information Science* 41 (6): 799-813. <https://doi.org/10.1177/0165551515598926>
- Zunic, Anastazia, Pdraig Corcoran e Irena Spasic. 2020. "Sentiment Analysis in Health and Well-Being: Systematic Review". *JMIR Medical Informatics* 8 (1): 1-22. <https://doi.org/10.2196/16023>