

Medir la felicidad con Instagram. ¿Cuáles son las ciudades más felices de España?

(Measure happiness with Instagram. What are the happiest cities in Spain?)

Xabier Martínez Rolán¹, Valeriano Piñeiro Naval²

¹University of Vigo (Spain)

²University of Beira Interior (Portugal)

Xabier.rolan@uvigo.es, vale.naval@labcom.ubi.pt

Abstract

The use of emoticons supposes an expressive resource of great utility for the users of the digital social networks, due to its capacity to transmit ideas and concepts of visual and immediate form. This study explores the possibility of measuring happiness through the emojis used by Instagram users. Since this application allows the geolocation of their publications, we propose a taxonomy based on the classification of Novak et al. (2015) that we apply to the six most populated cities in Spain, as they are: Madrid, Barcelona, Valencia, Seville, Zaragoza and Malaga.

From 10 to 21 December 2017, a total of 15234 publications were identified for subsequent analysis and which contained at least one of the emojis selected to integrate our coding card, made up of variables such as the type of publication (photograph or video) or its number of "likes" and comments. Likewise, an "Instagram Happiness Index" (IHI) was generated from the weighted assignment of numerical values to each emoji, which allowed us to calculate the level of happiness expressed through this social network in each of the six cities, which in turn showed statistically significant differences.

Keywords: *social networking, Instagram, sentiment analysis, happiness, Instagram happiness index (IHI), big data*

El uso de emoticonos supone un recurso expresivo de gran utilidad para los usuarios de las redes sociales digitales, debido a su capacidad para transmitir ideas y conceptos de forma visual e inmediata. Este estudio explora la posibilidad de medir la felicidad a través de los emojis empleados por los usuarios de Instagram. Dado que esta aplicación permite la geolocalización de sus publicaciones, proponemos una taxonomía basada en la clasificación de Novak et al. (2015) que aplicamos a las seis ciudades más pobladas de España, como son: Madrid, Barcelona, Valencia, Sevilla, Zaragoza y Málaga.

Fueron identificadas, desde el 10 hasta el 21 de diciembre de 2017, un total de 15234 publicaciones para su posterior análisis y que contenían, al menos, uno de los emojis seleccionados para integrar nuestra ficha de codificación, compuesta por variables como el tipo de publicación (fotografía o vídeo) o su número de "likes" y comentarios. Asimismo, se generó un "Índice de Felicidad en Instagram" (IFI) a partir de la asignación ponderada de valores numéricos a cada emoji, lo que nos permitió calcular el nivel de felicidad expresado mediante esta red social en cada una de las seis ciudades, que manifestaron, a su vez, diferencias estadísticamente significativas.

Palabras-clave: *redes sociales, Instagram, medición de sentimiento, felicidad, índice de felicidad en Instagram (IFI), big data*

1. Introduction

En octubre de 2010 aterriza en la App Store (tienda de aplicaciones del ecosistema iOS) la herramienta Instagram: una red social basada en imágenes que alcanzó los 100 millones de usuarios en tan solo dos años. Este vertiginoso crecimiento acaparó la atención de las grandes compañías y Facebook, en 2012, ejecuta su compra por valor de mil millones de dólares. El ritmo de crecimiento

se mantiene con el tiempo y, tras la apertura al otro gran sistema operativo (Android), alcanza los 300 millones de usuarios en 2014 y los 700 en 2017.

El mercado español de las redes sociales no es ajeno a esta tendencia global. Aunque actualmente es la tercera red social (por detrás de Facebook y Twitter), su crecimiento sostenido le permitirá alcanzar la segunda posición en poco tiempo. En 2017 se contabilizaron en España 8 millones de usuarios (de Lis, 2017; The Social Media Family, 2018), concentrados principalmente en las grandes urbes. Así, los perfiles de Instagram de las seis ciudades más grandes de España acumulan un total de 4,76 millones de usuarios: Madrid (1.800.000 perfiles), Barcelona (1.400.000 perfiles), Sevilla (530.000 perfiles), Valencia (500.000 perfiles), Málaga (330.000 perfiles) y Zaragoza (200.000 perfiles).

Al contrario de lo que sucede con otras plataformas sociales, el uso de marcadores georreferenciados es sensiblemente mayor, lo que provee una oportunidad para la comunicación turística y el análisis de big data (Loiseau, Djebali, Raimbault, Branchet, & Chareyron, 2017), siendo posible rastrear información a partir de una ubicación exacta siempre que las publicaciones hayan sido georreferenciadas. Esta referencia espacial es importante por lo que contiene y por su veracidad: solo pueden etiquetarse en un determinado lugar aquellas fotografías o vídeos que han sido tomados en dicha ubicación, metadatos presentes en el dispositivo móvil a través de la función GPS que incorporan los smartphones. A ello se suma la imposibilidad – hasta el momento – de crear contenido desde un dispositivo no móvil. Debido a esto, y siguiendo a Gilbert & Barton (2013), las fotos geoetiquetadas sirven para indicar las preferencias de los turistas.

El análisis del big data georreferenciado que generan los usuarios en redes sociales ha suscitado el interés de la academia, ya sea en estudios para el examen georreferenciado de objetos en redes sociales (Chen, Vo, & Wang, 2016), o para la cuantificación de dichos objetos (Williams, 2012). De hecho, es el sector turístico quien más se ha interesado por esta característica, tanto para detectar destinos (Zhou, Xu, & Kimmons, 2015), como para aplicar modelos de inteligencia artificial en la evaluación de las interacciones sociales de los internautas (Bhatnagar, Sinha, & Bansal, 2018), o incluso para analizar experiencias lúdicas en áreas transnacionales como la Vía Francígena en Europa (Bellens et al., 2016).

El presente trabajo toma Instagram como objeto protagonista y emplea la ubicación (ciudad) de los contenidos subidos a la plataforma para acotar la muestra de estudio. Sobre los datos resultantes se emplean las métricas cuantitativas más extendidas de esta red social, como son el número de publicaciones y el impacto de estas, con el propósito de realizar una medición sobre un sentimiento concreto: la felicidad.

2. Marco teórico

La medición de sentimiento es uno de los procedimientos con mayor auge dentro del *big data*, y su ascenso como disciplina coincide con el apogeo de los medios digitales de comunicación social. Desde este planteamiento, la popularización de las redes ha disparado el

volumen de interacciones sociales, dibujando un nuevo escenario donde marcas, instituciones y usuarios actúan y compiten por los medios ganados (Corcoran, 2009). Por ello, el análisis de las opiniones, sentimientos, emociones y actitudes se hace imprescindible para evaluar su presencia en el ciberespacio. La preocupación por los estados de ánimo (como parte del análisis de sentimiento) y su vinculación con las redes sociales son cuestiones abordadas desde la literatura médica, estudiándose este concepto en microentornos con personas que padecen trastornos del espectro autista (Ward, Dill-Shackleford, & Mazurek, 2018), o en macroentornos como ciudades americanas (You, DesArmo, & Joo, 2013) o chinas (Wu, Zhou, Chen, Cai, & Sundararajan, 2018).

La red que ha suscitado tradicionalmente más interés es Twitter (Durahim & Coşkun, 2015; Guo, Gupta, Pogrebna, & Jarvis, 2016; Nguyen et al., 2016), aunque el poder visual de la imagen está elevando el protagonismo de Instagram como escenario para la medición de la felicidad a través de plataformas interactivas (Pittman & Reich, 2016). En este sentido, un estudio de la Royal Society for Public Health (2017) señala a Instagram como la red social más perjudicial para la salud mental y el bienestar de los jóvenes. Incluso, existen propuestas para ayudar a diagnosticar casos de depresión a través de Instagram (Reece & Danforth, 2017), mediante el análisis de las fotografías publicadas con la ayuda de *machine learning*.

Así pues, este trabajo trata de vincular, en el marco de una localidad, el sentimiento de felicidad a través de las publicaciones georreferenciadas en las seis ciudades más pobladas de España; urbes que también dan cobijo al mayor volumen de usuarios de Instagram. Para ello, se propone un indicador de felicidad creado a partir de otro de los elementos centrales de la comunicación actual: los emojis.

2.1. Instagram y felicidad: una cuestión de emojis

El Eurobarómetro 419 (Commission of the European Communities, 2016) analiza, con arreglo a una muestra conformada por 89 poblaciones, la calidad de vida en las ciudades europeas, situando a Málaga entre las diez urbes más destacadas a este respecto. Esta localidad andaluza ocupa, de acuerdo con el volumen de sus habitantes, el cuarto puesto del ranking de mejores ciudades europeas para vivir; un hecho que permite asociar el concepto de calidad de vida con la felicidad. Al margen de la ciudad malacitana, también aparecen Burgos, Oviedo y Madrid, aunque en posiciones alejadas de los primeros puestos.

Felicidad y calidad de vida son conceptos que suelen ir parejos, pero no tienen por qué significar lo mismo. La felicidad es un objeto indispensable del ser humano. Tanto, que hasta la OMS relaciona la felicidad como parte indispensable de la salud y le otorga un importante rol (OMS, 2011), asociándola al concepto de bienestar. La relación entre felicidad y bienestar es la que dota de significado a la calidad de vida, un concepto mucho más reciente y que se aplica a múltiples ámbitos de bienestar, no solo desde la perspectiva de la salud, y que desde las ciencias económica se vincula al Índice de Desarrollo Humano (IDH).

El concepto y la búsqueda de la felicidad ha sido una constante en la historia del pensamiento (sobre todo desde la filosofía occidental) y objeto de estudio de la psicología, con especial fuerza a finales del siglo XX. La noción de felicidad puede aplicarse desde una perspectiva individualista o colectiva. En este trabajo nos interesa la perspectiva grupal, no solo por los trabajos que previamente han tocado parcial o tangencialmente esta cuestión, sino porque la noción de felicidad que se trata a través de emojis es la suma de todas las partes, y no el desarrollo individual de cada individuo.

El uso de redes sociales para identificación de estados de ánimo ha sido objeto de estudio por parte de la Academia desde la aparición de los medios de comunicación sociales a gran escala. Fowler & Christakis (2008) trataron de medir si la felicidad podía extenderse de persona a persona y si se formaban nichos de felicidad dentro de las redes sociales, con resultados positivos. De hecho, en su estudio concluyeron con la equiparación de la felicidad y la salud como un fenómeno colectivo, relacionando directamente la felicidad de una persona con la de las personas de las que se rodea.

Años más tarde, Kramer, Guillory, & Hancock (2014) hicieron otro gran experimento con más de 670.000 usuarios de Facebook, coordinados con la dirección de esta red social, para averiguar si el contagio emocional podía ocurrir sin interacción directa entre las personas y en ausencia total de señales no verbales. Para ello utilizaron un análisis lingüístico de palabras positivas y negativas, y los resultados mostraron contagio emocional.

Siguiendo esta línea de trabajos, este trabajo trata de equiparar el uso de emojis con la medición de sentimientos, en sintonía con otro tipo de estudios como Jaeger et al. (2017) o Schouteten et al. (2018) que aplicaron esta metodología a la medición de sentimientos en comidas y bebidas – incluso con niños –. El presente trabajo pretende ir un peldaño más allá y equiparar el uso de emojis a un sentimiento concreto, la felicidad. Una cuestión abordada desde otro enfoque por Vuillier, Brooks & Norton, (2018), quienes correlacionan el uso de emojis con felicidad: “a mayor cantidad y diversidad de emojis (positivos y negativos), mayor felicidad durante las interacciones en línea” (p. 30).

Impulsada por la comunicación en movilidad, una de las características más empleadas en Instagram es la inclusión, en los comentarios, de algún tipo de “emoji”, elemento definible como: “símbolo gráfico, ideograma, que representa no sólo expresiones faciales, sino también conceptos e ideas como celebración, clima, vehículos y edificios, comida y bebida, animales y plantas, o emociones, sentimientos y actividades” (Novak et al., 2015, p. 1). De acuerdo con Tauch & Kanjo (2016), se diferencian en los medios sociales de los emoticonos (por ejemplo, :-D) por su mayor amplitud y expresividad. De hecho, los emojis son “emoticonos más humanos que tipográficos” (Aldunate & González-Ibáñez, 2017, p. 4).

El creador de los emojis, Shigetaka Kurita, trató de diseñar inicialmente un conjunto completo de 176 elementos que pudiesen abarcar, con el reto que ello suponía, “toda la amplitud de la emoción humana” (Blagdon, 2013); aunque desde la perspectiva crítica de Stark

& Crawford (2015), los emojis se alejan de esta visión bondadosa para convertirse en “un medio más para atraer a los consumidores a una plataforma, extraer datos de ellos más eficientemente y expresar una visión del mundo normativa, consumista y predominantemente alegre” (pp. 8-9). La ventaja de este tipo de pictogramas con respecto a los idiomas radica en que los emojis vehiculan ideas o conceptos de forma independiente (Pavalanathan & Eisenstein, 2016). No obstante, el significado de algunos emojis es sensible al contexto cultural (Danesi, 2016), existiendo diferencias grupales (por ejemplo, las dos manos 🙏 se emplean en occidente con el significado de “por favor” y en Japón con el significado de “pedir disculpas” o “dar las gracias”) o, en algunos casos, derivadas de algún tipo de simbolismo identitario específico.

A pesar de la “universalidad” de los emojis, no todos significan lo mismo en todas las culturas, y es habitual la resignificación por parte de otras culturas o grupos etéreos de usuarios. La combinación de los emojis cara mareada (o similar) 🤢 y pistola 🔫, inmediatamente seguidos, a menudo pretende dramatizar la expresión “por favor, mátame”. Del mismo modo, es habitual encontrar el uso del emoji de la berenjena 🍆 con una interpretación fálica.

La interpretación del emoji 🍷 como una “flamenca” está muy extendida, cuando en realidad es una “bailarina de salsa”. Con el origen japonés, muchos emojis de expresiones corporales tienen significados diferentes a lo largo del mundo. El emoji 😲 se suele utilizar como signo de expresión o gran sorpresa, mientras que el significado original japonés hace referencia a un hombre haciendo el gesto de OK. Del mismo modo, el emoji 🙄 que se puede interpretar como sarcasmo en países occidentales (sassy girl), trata de hacer referencia a una persona con funciones de atención al cliente o atención de cara al público. Todos estos problemas de ambigüedad están recogidos en la Emojipedia (s.f.).

En cualquier caso, el uso de estos caracteres especiales es mayoritario en las plataformas sociales. Kmieckowiak (2017) destaca que el uso de este tipo de caracteres especiales influye en el número de interacciones recibidas, y las publicaciones que incluyen emojis obtienen casi un 50% más de interacciones en Instagram. De hecho, como indica Martín-Mora Parra (2017) “los emoticonos y emojis adquieren un papel protagonista en los mensajes escritos del ciberespacio, independientemente de la red social que los usuarios decidan utilizar” (p. 511), situando su principal uso en la “inclusión de emoción y expresión de sentimientos” (p. 512), tal y como proponía su creador. En este sentido, el uso de emoticonos y emojis como recurso expresivo es importante en redes sociales porque “permiten una mayor expresividad emocional en ausencia de contexto. Los emoticonos no sólo proporcionan más diversión a la interacción, sino que también facilitan la desambiguación de los mensajes, permitiendo una mejor comprensión” (Aldunate & González-Ibáñez, 2017, p. 4). Y no solo como elemento expresivo, sino como recurso – desde la investigación - para poder comprender los esfuerzos de marketing de los medios de comunicación social (Ge & Gretzel, 2018).

No existe consenso a la hora de determinar qué emojis son los más empleados. Según los datos de Rothenberg (2016), los diez emojis más empleados en la actualidad en Twitter son: *Face With Tears Of Joy* 😂, *Heavy Black Heart* 🖤, *Smiling Face With Heart-Shaped Eyes* 😍, *Black Heart Suit* ♠️, *Black Universal Recycling Symbol* ♻️, *Loudly Crying Face* 😭, *Smiling Face With Smiling Eyes* ☺️, *Unamused Face* 😏, *Two Hearts* 💕 y *Face Throwing A Kiss* 😘.

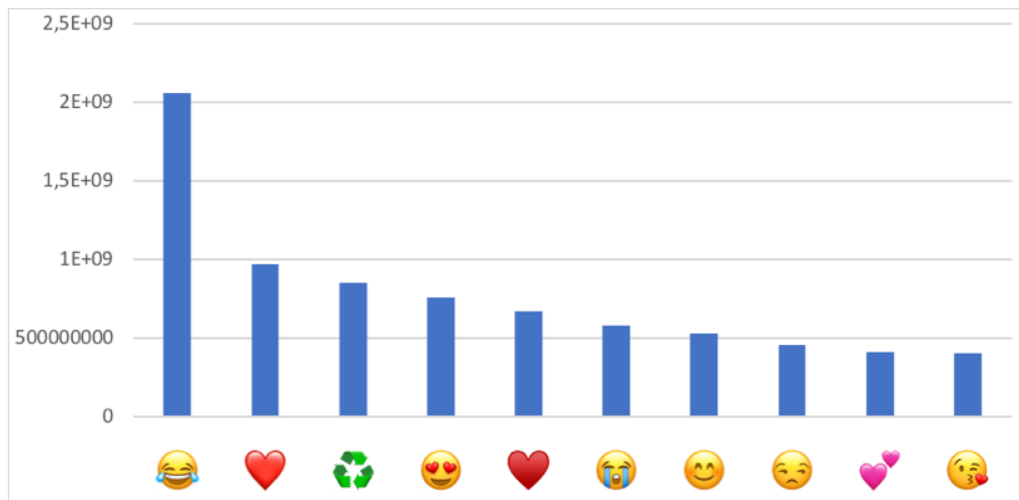


Figura 1. Emojis más empleados, contabilizados a través de la herramienta de Rothenberg (2016) con fecha: mayo de 2018.

Por su parte, Kmieckowiak (2017) afirma – con una muestra de estudio mucho más reducida, pero centrada exclusivamente en Instagram – que los emojis más recurrentes son: *Camera With Flash* 📷, *Two Hearts* 💕, *Fire* 🔥, *Ok Hand Sign* 🙌, *Flexed Biceps* 💪, *Blue Heart* 💙, *Party Popper* 🎉, *White Right Pointing Backhand Index* 🙏, *Clapping Hands Sign* 👏 y *Thumbs Up Sign* 👍.

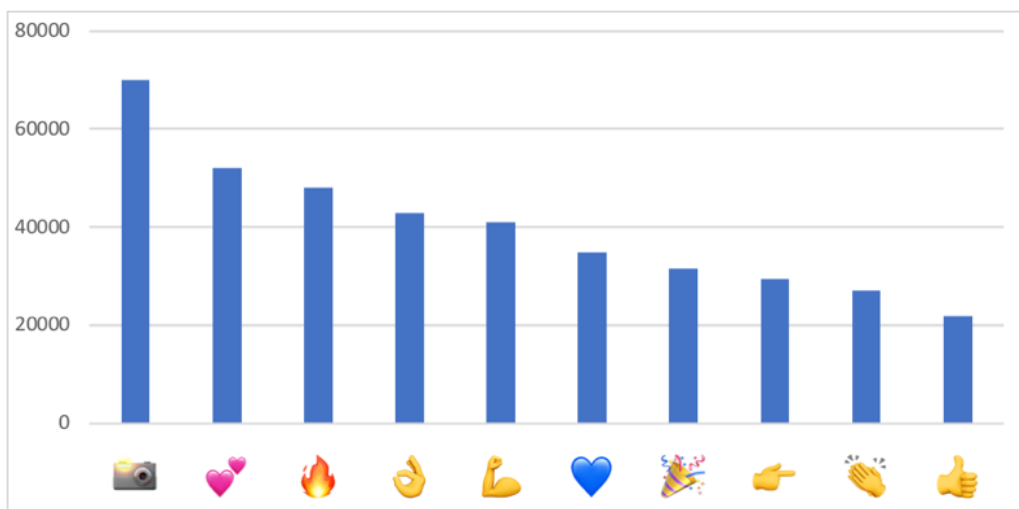


Figura 2. Emojis más empleados en Instagram (Kmieckowiak, 2017)

En este trabajo no solo se identifican los emojis más empleados en las principales ciudades españolas, sino que se les asigna un significado y valor para realizar una medición de

sentimiento, en aras de determinar – a los ojos de esta red social – cuales son las localidades más felices del país. Con todo, los emojis analizados para realizar la medición de sentimiento en este trabajo no tienen ninguna resignificación o significado cultural diferente entre los estudios en los que se basa este trabajo y el uso habitual de estos emojis en España.

3. Metodología

Tal como se ha avanzado en líneas precedentes, el objetivo del presente trabajo radica en definir qué ciudades, de entre las más pobladas de España, son más felices en virtud de los comentarios de los usuarios de Instagram. Definido el principal propósito, también resulta de nuestro interés saber en qué ciudades se genera más tráfico de publicaciones en esta red social, qué tipo de publicaciones son más recurrentes, cuántos *likes* y comentarios suscitan o si existe una asociación entre éstos y el empleo de determinados emojis.

Por su parte, las preguntas de investigación vinculadas a los objetivos del estudio son las que siguen:

- P.I.1: ¿En qué ciudad se generan más publicaciones en Instagram en el período analizado?
- P.I.2: ¿Cómo evoluciona el nivel de publicaciones a lo largo de este período?
- P.I.3: ¿Qué tipo de publicación es más recurrente: las fotografías o los vídeos?
- P.I.4: ¿Existen diferencias entre ambos tipos de publicaciones según las ciudades?
- P.I.5: ¿Cuántos *likes* y comentarios se generan?
- P.I.6: ¿Cuáles son los emojis más habituales presentes en las publicaciones?
- P.I.7: ¿Qué ciudades desprenden, mediante las publicaciones de Instagram, un mayor nivel de felicidad debido al uso de ciertos emojis?
- P.I.8: ¿Se produce una asociación entre el nivel de felicidad y la generación de *likes* y comentarios?

Para dar respuesta a estas cuestiones, el estudio de campo, de índole exploratoria, se sirve de una amplia muestra de conveniencia que posibilita considerar los datos obtenidos como una primera aproximación al fenómeno abordado.

Así pues, se optó por un muestreo de casos críticos, fijando como criterio de selección un aspecto demográfico: las ciudades debían superar, por una cuestión de representatividad, el medio millón de habitantes. A este nivel, son seis las poblaciones resultantes: Madrid, Barcelona, Valencia, Sevilla, Zaragoza y Málaga. El valor georreferencial de Instagram supone un factor diferencial, de forma que es posible ceñir la muestra de estudio únicamente a aquellas publicaciones que incluyen como ubicación cada una de las seis ciudades seleccionadas.

Por otro lado, se antojaba necesario establecer una acotación temporal, que en este caso fue del 10 al 21 de diciembre de 2017. La selección de este período de doce días incluye días laborables y un fin de semana, y es lo suficientemente neutro como para no incluir festividades u otras ocasiones especiales que pudiesen afectar a la investigación.

Para la extracción de datos (las fotografías y vídeos de los usuarios georreferenciadas de cada ciudad) se empleó la herramienta *InstaBro*, que permite conectarse a la API de Instagram, ejecutar consultas en torno a los tres parámetros de búsqueda posibles. Usuarios y etiquetas (hashtags) son dos parámetros de búsqueda compartidos por otros servicios como Twitter o Facebook, pero en Instagram también es posible realizar búsquedas de publicaciones por ubicación. Las localizaciones se convierten en una etiqueta especial que agrupa las publicaciones georreferenciadas.

La segmentación basada en geoetiquetas es muy pertinente para este estudio, dado que se trata de una referencia que solo aparece cuando la fotografía tomada contiene metadatos de ubicación. Esta red social fotográfica restringe la subida de fotografías únicamente a dispositivos móviles (la versión web es más limitada) y la información sobre la geolocalización está presente en los metadatos que incluye el teléfono en cada toma fotográfica. De esta manera, Instagram puede ofrecer lugares etiquetables cercanos cuando se publica un contenido.

Aunque solo el 5% de los contenidos de Instagram a nivel mundial emplean este tipo de etiquetas georreferenciadas (Heine, 2014) – lo que podría introducir sesgo en la muestra – el engagement y visibilidad de este tipo de publicaciones es un 80% mayor y la fiabilidad de la localización es más alta que en otro tipo de redes sociales.

El uso de *Instabro* ha resultado ser fiable en otros estudios como Massip Cano (2017), Martínez Rolán et al. (2019) o Martínez Rolán (2018), donde también se analizan emojis (en este caso, emojis bandera).

Los datos de *Instabro* se pueden exportar y procesar en una hoja de cálculo, un paso previo a su tratamiento con el software estadístico SPSS (v. 24).

Teniendo en cuenta los parámetros mencionados, el universo poblacional quedó conformado por un total de $N = 208257$ publicaciones. No obstante, se implementó un nuevo filtro consistente en discriminar aquellas que no contuviesen, al menos, uno de los emojis contemplados en la ficha de análisis (ver tabla 2), por lo que la muestra se perfiló de la siguiente forma:

Tabla 1. Caracterización de la muestra de análisis.

Ciudad	Población en habitantes	Usuarios en Instagram	Publicaciones totales	Publicaciones con emoji	
				N	%
1. Madrid	3165541	1800000	72550	5494	7,57
2. Barcelona	1608746	1400000	79662	5859	7,35
3. Valencia	790201	530000	15930	1108	6,95
4. Sevilla	690566	500000	20479	1406	6,86
5. Zaragoza	661108	330000	6547	470	7,17
6. Málaga	569009	200000	13089	897	6,85
Total	7485171	4760000	208257	15234	7,31

Podemos observar que, del total de publicaciones efectuadas en Instagram en el período analizado, un 7,31% contenían, al menos, uno de los emojis de la ficha de análisis, detallada a continuación.

3.1 Ficha de análisis

La segunda parte del diseño metodológico consistió en elaborar una ficha de análisis que posibilitase efectuar una medición efectiva de la felicidad a través del empleo de emojis. Para ello, este trabajo parte de la clasificación de emojis positivos, negativos y neutros diseñada por Novak et al. (2015). En esta clasificación se proponen emojis para cada una de estas categorías y una puntuación de sentimiento adscrita (ver figura 2):

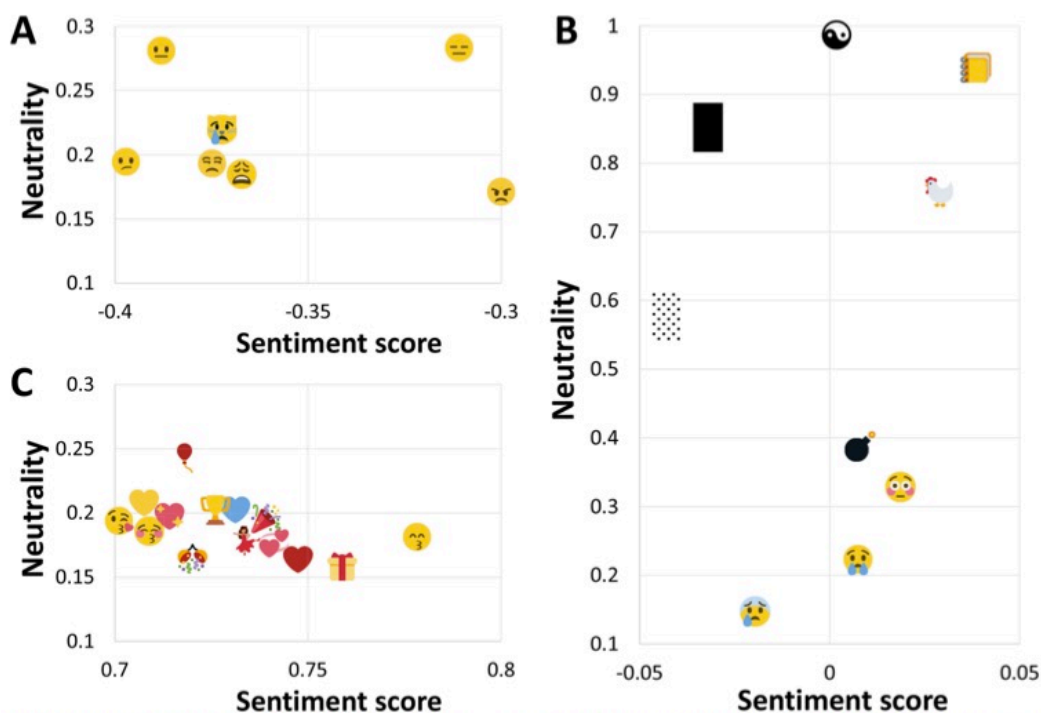
















Figura 3. Emojis positivos y negativos más utilizados (fuente: Novak et al., 2015).

De esta forma, se tomaron como referencia los siete emojis más positivos y los siete más negativos, otorgándoles (a modo de escala tipo Likert) una puntuación de 1 a 7 para los positivos (siendo 1 = poco positivo y 7 = muy positivo), y de -1 a -7 para los negativos (siendo -1 = poco negativo y -7 = muy negativo). Por ende, el rango de codificación se asemejaría al que aparece de inmediato:

Tabla 2. Escala de codificación de los emojis rastreados en la muestra de análisis.

Emojis positivos							Emojis negativos						
													
7	6	5	4	3	2	1	-1	-2	-3	-4	-5	-6	-7

No obstante, y en términos operativos, cada uno de los 14 emojis seleccionados (7 positivos y 7 negativos) fueron considerados como variables dicotómicas, o *dummy*, de modo que se registró su presencia (valor “1”) o ausencia (valor “0”) en la muestra de publicaciones analizada. Esta decisión permitió registrar todos los emojis que contenían los comentarios. Además del registro de la presencia (o ausencia) de los emojis de la escala, las demás variables incluidas en el estudio (algunas nominales y otras cuantitativas, o de escala) son las que siguen:

1. Número de la ciudad: 1 = Madrid, 2 = Barcelona, 3 = Valencia, 4 = Sevilla, 5 = Málaga, 6 = Zaragoza.
2. Fecha de registro: desde el 10.12.2017 hasta el 20.10.2017.
3. Tipo de publicación: 1 = Fotografía, 2 = Vídeo.
4. En caso de ser un vídeo, se registró su número de visualizaciones.
5. Número de *likes*.
6. Número de comentarios.

3.2. Creación de indicadores agregados

Antes de proceder con el reporte de los resultados, es necesario detenernos en la creación de algunos indicadores agregados, pues van a ejercer como elementos vehiculares en la explotación de los datos. Partiendo de las 14 variables dicotómicas referentes a los emojis, hemos establecido 3 índices: el Indicador de Emojis Positivos (en adelante, IEP), el Indicador de Emojis Negativos (en adelante, IEN) y el Índice de Felicidad en Instagram (en adelante, IFI). Los dos primeros se basan en las siguientes expresiones alfanuméricas, muy semejantes entre sí:

$$IEP = (\text{emoji 🤔} * 7) + (\text{emoji ❤️} * 6) + (\text{emoji 😞} * 5) + (\text{emoji ❤️} * 4) + (\text{emoji 🙌} * 3) + (\text{emoji 📍} * 2) + (\text{emoji 🏆} * 1).$$

$$IEN = (\text{emoji 😡} * -7) + (\text{emoji 😞} * -6) + (\text{emoji 😞} * -5) + (\text{emoji 😞} * -4) + (\text{emoji 😞} * -3) + (\text{emoji 🙌} * -2) + (\text{emoji 😞} * -1).$$

En lo que respecta al coeficiente de medición en Instagram de la felicidad, o IFI, está diseñado a partir de la suma del IEP y el IEN:

$$IFI = IEP + IEN$$

El rango de valores del IEP va de "1" a "28", el del IEN de "-1" a "-28" y el del IFI de "-28" a "28".

4. Resultados

Author names and affiliations are to be centered beneath the title and printed in Arial 10-point, non-boldface type. (See example below).

Una vez procesados los datos, se muestra en primera instancia un gráfico de sectores donde, a nivel de ciudades, se comprueba que son Barcelona (38,5%) y Madrid (36,1%) las que copan un mayor protagonismo en Instagram (P.I.1):

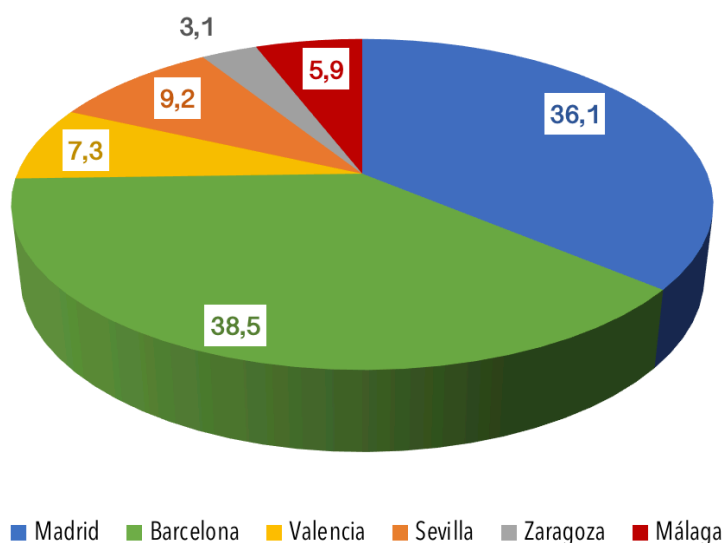


Figura 4. Comentarios con emojis según ciudades sobre el total de la muestra (N = 15234).

Desde un punto de vista temporal (P.I.2), puede verse en el siguiente *timeline* la evolución del número de publicaciones a lo largo del período analizado:

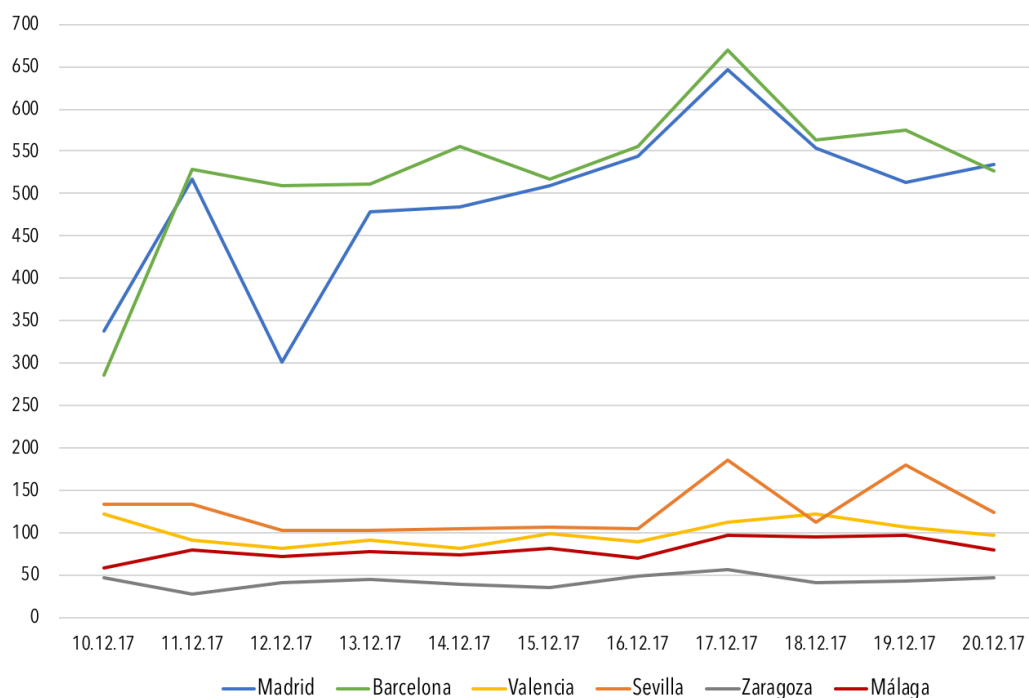


Figura 5. Timeline de publicaciones con emojis según las ciudades (frecuencias).

Podemos observar que los picos más elevados se concentran en torno al domingo 17 de diciembre. Este hecho es coherente si atendemos al carácter lúdico y ocioso que el último día de la semana tiene para la gran mayoría de la población y, por ende, de los usuarios de Instagram.

En lo referente a los tipos de publicaciones (P.I.3), las fotos son las más recurrentes, pues acaparan el 91,7% del total, a gran distancia del 8,3% que suponen los vídeos. No obstante, los 1271 vídeos registrados presentan un elevado número de visualizaciones por término medio: $M_{Views} = 655$ ($DT = 3933$). A nivel comparativo, la siguiente tabla de contingencia refleja los pesos porcentuales que, en función de las ciudades, representan unas publicaciones y otras (P.I.4):

Tabla 3. Diferencias según los tipos de publicaciones y las ciudades (% columna).

Ciudad	% Total	Tipo de publicación	
		Fotografías	Vídeos
1. Madrid	36,1	-35,6	+41,7
2. Barcelona	38,5	38,5	38,2
3. Valencia	7,3	+7,4	-5,4
4. Sevilla	9,2	+9,6	-5,7
5. Zaragoza	3,1	3,1	3,0
6. Málaga	5,9	5,9	6,1
<i>N</i>	15234	13963	1271

– Valor estadísticamente menor (análisis de los residuos tipificados corregidos).

+ Valor estadísticamente mayor (análisis de los residuos tipificados corregidos).

A tenor de los datos de la tabla 3, podemos afirmar que existen diferencias según los tipos de publicaciones y las ciudades [$\chi^2 (5, N = 15234) = 38,47; p < 0,001; \varphi = 0,05$]. Atendiendo al análisis de los residuos tipificados corregidos determinamos que, en Madrid, el peso proporcional de los vídeos es superior al de las fotografías; una situación que se invierte tanto en Valencia como en Sevilla. En las demás no hay divergencias.

En cuanto a los *likes*, los estadísticos descriptivos alcanzados para el conjunto de la muestra son: $M_{Likes} = 149,4 (DT = 1573,23)$, con un rango que va desde “0” a “163686”. Por lo que a los comentarios respecta, se obtuvieron los siguientes valores: $M_{Comments} = 4,06 (DT = 17,92)$, con un rango que oscila de “0” a “704”. En la tabla que sigue se muestran los valores promedio de *likes* y comentarios según las ciudades (P.I.5):

Tabla 4. Promedios de likes y comentarios según las ciudades (ANOVA).

Ciudad	Likes		Comentarios		N
	M	DT	M	DT	
1. Madrid	168,53	2462,13	3,44 _b	15,36	5494
2. Barcelona	108,78 _a	480,88	3,01 _b	14,75	5859
3. Valencia	218,53 _a	720,36	8,80	35,77	1108
4. Sevilla	148,52	1111,34	3,44 _b	13,3	1406
5. Zaragoza	198,25	442,55	11,73 _b	25,08	470
6. Málaga	187,88	837,01	5,94	18,25	897
Total	149,4	1573,23	4,06	17,92	15234














Nota: las medias que comparten las mismas letras subíndice se diferencian entre sí de manera estadísticamente significativa ($p < 0,001$).





Según los datos de la tabla 4, y pese a arrojar valores desiguales, no podemos afirmar que existan diferencias estadísticamente significativas entre ciudades en lo que respecta a los *likes* [$F_{Likes \times Ciudad} (5, 15228) = 1,17; p = 0,165; \eta^2 = 0,001$]. No obstante, y tras la prueba *post hoc* T3 de Dunnett, sí observamos diferencias entre las ciudades de Valencia y Barcelona [$t (6965) = 6,36; p < 0,001; d = 0,179$], aunque su tamaño sea “pequeño” (Cohen, 1988).

Por otro lado, y en cuanto a los comentarios, sí existen diferencias estadísticamente significativas entre ciudades [$F_{Comments \times Ciudad} (5, 15228) = 40,85; p < 0,001; \eta^2 = 0,013$]. Atendiendo a la prueba *post hoc* de Scheffe, las mayores diferencias son las que se establecen entre Zaragoza y Barcelona [$t (6327) = 11,54; p < 0,001; d = 0,621$], y el tamaño de las diferencias se consideraría “mediano” (Cohen, 1988).

La siguiente tabla, por su parte, refleja el conteo de cada uno de los emojis (P.I.6):

Tabla 5. Número de emojis encontrados en todas las publicaciones (frecuencias).

Emojis	Valor	Ciudades						Total
		Madrid	Barcelona	Valencia	Sevilla	Zaragoza	Málaga	
Positivos								
	7	1021	860	194	300	159	155	2689
	6	444	591	120	129	24	69	1377
	5	99	74	35	28	10	12	258
	4	3510	3920	704	872	253	602	9861
	3	182	171	36	57	19	35	500
	2	214	204	33	48	15	35	549
	1	215	197	27	25	9	10	483
Negativos								
	-1	46	54	13	7	4	6	130
	-2	9	14	2	2	1	2	30
	-3	26	31	6	2	2	5	72
	-4	24	20	3	2	1	4	54
	-5	20	17	9	3	2	4	55
	-6	20	18	2	2	0	2	44
	-7	21	12	3	4	0	2	42

El símbolo del corazón () , al que se le asignó el valor “4”, es el más empleado en todas las ciudades, estando presente en el 64,73% del total de publicaciones con emojis. Le siguen la cara enviando un beso () , con un 17,65%, y el corazón amarillo () , con un 9,03%. Entre los emojis negativos, la cara con expresión de lamento () es la más recurrente, aunque apenas alcanza una presencia en el 0,85% del total. Por tanto, podemos observar que los emojis positivos tienen mucha más presencia que los negativos, una circunstancia que reflejan los valores del IEP ($M = 4,65$; $DT = 2,02$) y el IEN ($M = -0,10$; $DT = 0,68$), evidenciando grandes diferencias entre ellos [$t(15233) = 303,42$; $p < 0,001$; $d = 3,15$].

Apoyándonos ahora en los índices creados, también efectuamos comparaciones para saber qué ciudades son las más felices (P.I.7):

Tabla 6. Promedios de los indicadores agregados según ciudades (ANOVA).

Ciudad	IEP		IEN		IFI		N
	M_{IEP}	DT	M_{IEN}	DT	M_{IFI}	DT	
1. Madrid	4,65	2,06	-0,11 _b	0,74	4,54	2,39	5494
2. Barcelona	4,56 _a	1,97	-0,09	0,66	4,47 _c	2,27	5859
3. Valencia	4,76	2,15	-0,11	0,71	4,64	2,48	1108
4. Sevilla	4,83	1,95	-0,06	0,59	4,78	2,16	1406
5. Zaragoza	5,14 _a	2,11	-0,06 _b	0,43	5,08 _c	2,28	470
6. Málaga	4,63	1,86	-0,10	0,65	4,53	2,18	897
Total	4,65	2,02	-0,10	0,68	4,56	2,32	15234

Nota: las medias que comparten las letras subíndice “a” y “c” se diferencian entre sí muy significativamente ($p < 0,001$), mientras que las que comparten la letra “b” se diferencian significativamente ($p < 0,05$).

En cuanto al IEP, podemos constatar la existencia de diferencias estadísticamente significativas entre las ciudades [$F_{IEP \times Ciudad} (5, 15228) = 10,58; p = 0,001; \eta^2 = 0,003$]. Después de la prueba *post hoc* T3 de Dunnett, observamos que las diferencias más importantes se establecen entre Zaragoza y Barcelona [$t (6327) = 6,037; p < 0,001; d = 0,284$], aunque el tamaño de las diferencias sea “medio” (Cohen, 1988). A nivel de emojis negativos, las diferencias que se establecen entre ciudades son de carácter tendencial [$F_{IEN \times Ciudad} (5, 15228) = 1,91; p = 0,09; \eta^2 = 0,001$]. Atendiendo a la prueba *post hoc* de Scheffe, los mayores contrastes son los que se establecen entre Zaragoza y Madrid [$t (5962) = 2,42; p < 0,05; d = 0,082$]. Finalmente, el IFI desprende diferencias estadísticamente significativas entre las seis ciudades consideradas [$F_{IFI \times Ciudad} (5, 15228) = 9,31; p = 0,001; \eta^2 = 0,003$]. Después de la prueba *post hoc* T3 de Dunnett, observamos que las divergencias más importantes se establecen, de nuevo, entre Zaragoza y Barcelona [$t (6327) = 5,61; p < 0,001; d = 0,268$].

Desde un punto de vista geográfico, también fueron comparadas las publicaciones en Instagram en función del criterio “Costa frente Interior”. En el siguiente gráfico de barras pueden observarse las diferencias atendiendo a los indicadores agregados:

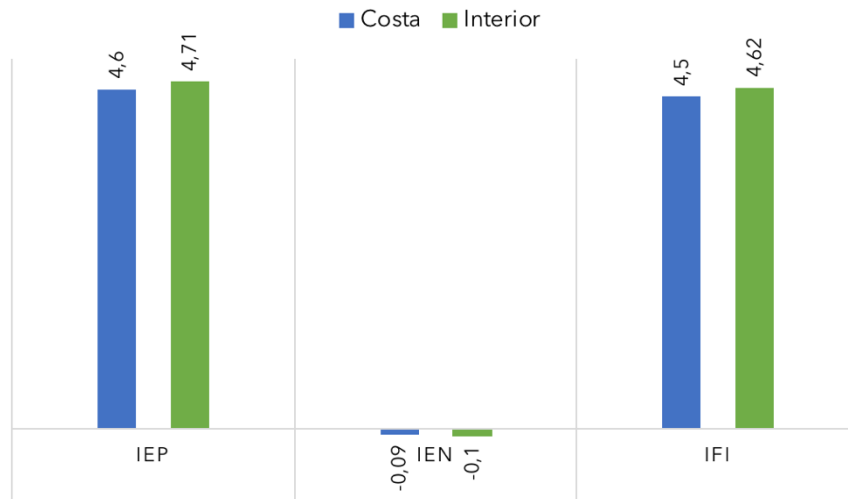


Figura 6. Comparaciones “Costa vs. Interior” con arreglo a los índices creados.

Queda reflejado que, en términos comparativos, el interior supera en todos los índices al litoral. A nivel general, el IFI desglosa diferencias estadísticamente significativas entre ambos bloques geográficos [$t(15232) = 3,05; p < 0,01; d = 0,052$], aunque el tamaño de estas sea “pequeño” (Cohen, 1988).

Finalmente, y desde un punto de vista correlacional, resulta interesante contrastar si existen asociaciones entre el número de *likes* y comentarios con los indicadores agregados (P.I.8):

Tabla 7. Asociación entre los likes y comentarios con los indicadores (r de Pearson).

Interacciones	IEP	IEN	IFI
<i>Likes</i>	0,007	0,002	0,006
Comentarios	0,018*	0,006	0,018*

* $p < 0,05$

Se observa que no existen correlaciones entre los indicadores y los *likes*, pero sí entre los comentarios y los indicadores positivo y general. De este modo, se puede afirmar que, a medida que el uso de los emojis positivos aumenta, se incrementa también el número de comentarios [$r(15232) = 0,018; p = 0,023$]. Asimismo, la cantidad de comentarios crece cuanto mayor es el IFI [$r(15232) = 0,018; p = 0,027$], evidenciando una asociación entre la expresión de felicidad y la propensión a verter un comentario en dicha publicación.

5. Conclusiones

El estudio realizado ha permitido arrojar luz sobre el uso de Instagram en las ciudades más pobladas de España. Aunque pudiera tratarse de un resultado, a priori, esperable, el trabajo constata que es en las ciudades más pobladas (Madrid y Barcelona) donde se produce un mayor protagonismo de esta red social, tanto por número de publicaciones diarias como por volumen de interacciones totales. Del mismo modo, pese a la posibilidad de publicar vídeos en esta plataforma, Instagram es una red social eminentemente fotográfica. En todas las ciudades se publica un volumen de fotografías con respecto a vídeos en una proporción de 9 a 1. En cuanto a las interacciones, en likes no existen diferencias significativas entre las ciudades, aunque de forma emparejada sí es cierto que Valencia aventaja a Barcelona a este respecto. Donde sí existen diferencias significativas es en el volumen de comentarios, donde Zaragoza se alza a la cabeza. En cuanto a los emojis, “corazón rojo” (❤️) y “cara enviando un beso” (😘) son los recursos positivos más empleados, muy por encima de los otros cinco tenidos en cuenta. Las diferencias en el uso de emojis negativos no son tan acusadas, aunque “cara con expresión de lamento” (😞) es la más recurrente.

Este trabajo también ha constatado que es mucho más habitual el uso de emojis positivos que el de negativos. En esta línea, resulta muy interesante el establecimiento de una asociación directa entre uso de emojis positivos y volumen de comentarios; una correlación que, además, discurre en sintonía con el estudio de Kmieckowiak (2017). Además, existe una estrecha relación entre el volumen de comentarios y las ciudades más felices; esto es, a mayor IFI, mayor número de comentarios. En este sentido, nuestra propuesta de un Índice de Felicidad en Instagram aúpa a la cabeza a las ciudades de Zaragoza, Sevilla y Valencia, relegando a la cola en felicidad a las ciudades de Madrid, Málaga y Barcelona, sin que puedan establecerse grandes diferencias entre las ciudades costeras y las ciudades de interior.

Desde el punto de vista epistemológico, este estudio explora desde el carácter emocional del emoji, palpable en todo el corpus teórico. Con todo, destaca el carácter aséptico que requiere una propuesta de medición de felicidad basada en emojis, empleando a tal efecto aquellos más universales al margen de connotaciones culturales locales o regionales. En el plano de las limitaciones, este trabajo propone un estudio exploratorio y de cariz iniciático en el contexto español, que exigirá depurar las herramientas (indicadores) de cara a futuras réplicas. Y a tenor de la ingente cantidad de publicaciones que se generan en las redes sociales – incluida Instagram – una limitación palpable radica en el tipo de muestra empleada: aunque es bastante amplia, es de conveniencia, por tanto, no probabilística. Este hecho imposibilita generalizar los resultados alcanzados, aunque sí puedan constituir una buena primera aproximación a esta realidad tan compleja. Asimismo, y pese a la georreferenciación de Instagram, no se ha podido diferenciar el volumen de publicaciones a cargo de la población local frente al de los visitantes. Es probable que la expresión de felicidad de unos y otros sea diferente, lo que representa una oportunidad para futuros trabajos: comparación “Autóctono vs. Turista”.

Debido a la gran cantidad de datos que generan los usuarios a través de este tipo de plataformas, las redes sociales han atraído la atención de la Academia y del entorno marketiniano para la

realización de estudios de investigación. El acceso público a conversaciones y publicaciones en torno a localizaciones, como es el caso de este estudio, plantea preguntas sobre el mantenimiento de la conducta ética de la investigación. Si bien es cierto que, siguiendo a Mamlin & Tierney (2016) aún no se han establecido métodos para la recopilación de datos válidos y fiables a través de los medios de comunicación social. Esto posibilita la introducción de sesgos en la captura de datos a través de APIs, como demostraron González-Bailón et al. (2012). Con todo, los datos exportados se han anonimizado, ya que la autoría de los datos no era necesaria. En casos donde la autoría si es necesaria, se podrían seudonimizar a través del ID que generan las exportaciones de Instabro.

La dificultad de medir un constructo tan multidimensional como es la felicidad debe instar a los estudiosos de los medios sociales a seguir ahondando en la depuración de los métodos de análisis de sentimiento, cuya validez fiabilidad está aún por afianzarse. De ahí que los datos del presente trabajo difieran del Eurobarómetro, también porque calidad de vida y felicidad son conceptos interrelacionados, pero no sinónimos.

Referencias

- Aldunate, N., & González-Ibáñez, R. (2017). An Integrated Review of Emoticons in Computer-Mediated Communication. *Frontiers in Psychology*, 7, 1-6.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.02061>.
- Bellens, A., Banc, N. V. L., Eloire, F., Grabar, N., Kergosien, E., & Severo, M. (2016). Social Media and European Cultural Routes: Instagram Networks on the Via Francigena. En *Proceedings of the 8th International Conference on Management of Digital EcoSystems* (pp. 122–128). New York, NY, USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/3012071.3012082>.
- Bhatnagar, V., Sinha, S., & Bansal, A. (2018). Multi-Label NaïVe Bayes Classifier for Identification of Top Destination and Issues to Accost by Tourism Sector. *J. Glob. Inf. Manage.*, 26(3), 37–53.
<https://doi.org/10.4018/JGIM.2018070104>.
- Blagdon, J. (2013, marzo 4). How emoji conquered the world. *The Verge*. Recuperado de <https://www.theverge.com/2013/3/4/3966140/how-emoji-conquered-the-world>.
- Chen, X., Vo, H., & Wang, F. (2016). Annotating Geographical Objects in OpenStreetMap with Geotagged Social Media. En *Proceedings of the 9th ACM SIGSPATIAL Workshop on Location-based Social Networks* (pp. 2:1–2:8). New York, NY, USA: ACM.
<https://doi.org/10.1145/3021304.3021306>.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Hillsdale. New Jersey: Lawrence Earlbaum Associates.
- Commission of the European Communities (2016): *Flash Eurobarometer 419 (Jan 2016). Quality of life in European Cities*
http://ec.europa.eu/regional_policy/sources/docgener/studies/pdf/urban/survey2015_en.pdf.
DOI: 10.2776/870421.
- Corcoran, S. (2009, diciembre 16). *Defining Earned, Owned, And Paid Media*. Recuperado de: https://go.forrester.com/blogs/09-12-16-defining_earned_owned_and_paid_media/.
- Danesi, M. (2016). *The semiotics of emoji: The rise of visual language in the age of the internet*. London, UK: Bloomsbury Academic.
- de Lis, P.F. (2017, mayo 30). Instagram tiene 12 millones de usuarios en España. *El País*. Recuperado de: https://elpais.com/tecnologia/2017/05/30/actualidad/1496130523_675595.html.
- Durahim, A. O., & Coşkun, M. (2015). #iamhappybecause: Gross National Happiness through Twitter analysis and big data. *Technological Forecasting and Social Change*, 99, 92-105.

<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2015.06.035>.

- Emojipedia (s. f.). 📖 Emojipedia—😊 Home of Emoji Meanings 🙌👉🏠🤔. Recuperado a partir de <https://emojipedia.org/>
- Fowler, J. H., & Christakis, N. A. (2008). Dynamic spread of happiness in a large social network: Longitudinal analysis over 20 years in the Framingham Heart Study. *BMJ*, 337. <https://doi.org/10.1136/bmj.a2338>
- Ge, J., & Gretzel, U. (2018). Emoji rhetoric: a social media influencer perspective. *Journal of Marketing Management*, 0(0), 1-24. <https://doi.org/10.1080/0267257X.2018.1483960>.
- Gilbert, G., & Barton, H. (2013). The motivations and personality traits that influence Facebook usage. In A. Power, & G. Kirwan (Eds.). *Cyberpsychology and new media: A thematic reader* (pp. 26–37). New York: Psychology Press.
- González-Bailón, S., Wang, N., Rivero, A., Borge-Holthoefer, J., & Moreno, Y. (2012). Assessing the bias in communication networks sampled from twitter. arXiv preprint arXiv:1212.1684.
- Guo, W., Gupta, N., Pogrebna, G., & Jarvis, S. (2016). Understanding happiness in cities using twitter: Jobs, children, and transport. Presentado en *IEEE 2nd International Smart Cities Conference: Improving the Citizens Quality of Life, ISC2 2016 - Proceedings*. <https://doi.org/10.1109/ISC2.2016.7580790>.
- Hammer, M. (2017). Ethical Considerations When Using Social Media for Research. *Oncology Nursing Forum*, 44(4), 410–412. doi:10.1188/17.ONF.410-412
- Heine, C. (2014). 14 Instagram Data Findings That Every Marketer Needs to Know. Recuperado 17 de diciembre de 2019, de AdWeek website: <https://www.adweek.com/digital/14-instagram-data-findings-every-marketer-needs-know-160969/>
- Jaeger, S. R., Lee, S. M., Kim, K.-O., Chheang, S. L., Jin, D., & Ares, G. (2017). Measurement of product emotions using emoji surveys: Case studies with tasted foods and beverages. *Food Quality and Preference*, 62, 46-59. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2017.05.016>
- Kmieckowiak, T. (2017, enero 24). Use of Emojis Leads to 47.7% More Interactions on Instagram. *Quintly Blog*. Recuperado de: <https://www.quintly.com/blog/2017/01/instagram-emoji-study-higher-interactions/>.
- Kramer, A. D. I., Guillory, J. E., & Hancock, J. T. (2014). Experimental evidence of massive-scale emotional contagion through social networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(24), 8788-8790. <https://doi.org/10.1073/pnas.1320040111>
- Loiseau, T., Djebali, S., Raimbault, T., Branchet, B., & Chareyron, G. (2017). Characterization of daily tourism behaviors based on place sequence analysis from photo sharing websites. En 2017 *IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 2760-2765). <https://doi.org/10.1109/BigData.2017.8258241>.
- Mamlin, B.W., & Tierney, W.M. (2016). The promise of information and communication technology in healthcare: Extracting value from the chaos. *American Journal of the Medical Sciences*, 351, 59–68. doi:10.1016/j.amjms.2015.10.015
- Martín-Mora Parra, G. (2017). *Caracterización de los Usos y Funciones de los Emojis en la Comunicación Mediada Electrónicamente* (Tesis doctoral). Universidad de Extremadura. Extremadura. Recuperado de <http://hdl.handle.net/10662/6173>.
- Martínez-Rolán, Xabier (2018) Instagram como herramienta de análisis turístico. Uso de banderas emoji para rastrear la procedencia de los turistas. En *nuevo paradigma comunicativo: lo 2.0, 3.0 y 4.0*. Barcelona: Gedisa. Pp 311-325
- Massip Cano, E. (2017). Popularity prediction on Instagram using machine learning (Bachelor's thesis, Universitat Politècnica de Catalunya).
- Nguyen, Q. C., Kath, S., Meng, H.-W., Li, D., Smith, K. R., VanDerslice, J. A., ... Li, F. (2016). Leveraging geotagged Twitter data to examine neighborhood happiness, diet, and physical activity. *Applied Geography*, 73, 77-88. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.06.003>.
- Novak, P. K., Smailović, J., Sluban, B., & Mozetič, I. (2015). Sentiment of Emojis. *PLOS ONE*, 10(12). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0144296>.

- OMS (2011) *Bulletin of the World Health Organization*. Nº 89 pp. 246–247.
doi:10.2471/BLT.11.020411
- Pavalanathan, U., & Eisenstein, J. (2015). Emoticons vs. emojis on Twitter: A causal inference. En *IAAA Spring Symposium on Observational Studies through Social Media and Other Human-Generated Content*.
- Pittman, M., & Reich, B. (2016). Social media and loneliness: Why an Instagram picture may be worth more than a thousand Twitter words. *Computers in Human Behavior*, 62, 155-167.
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.084>.
- Reece, A. G., & Danforth, C. M. (2017). Instagram photos reveal predictive markers of depression. *EPJ Data Science*, 6(1), 15. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-017-0110-z>.
- Rothenberg, M. (2016). emojitracker: realtime emoji use on twitter. Recuperado de:
<http://www.emojitracker.com/>.
- Royal Society for Public Health (RSPH) & Young Health Movement (YHM). (2017). #StatusOfMind Social media and young people's mental health and wellbeing. Recuperado de
<https://www.rsph.org.uk/uploads/assets/uploaded/62be270a-a55f-4719-ad668c2ec7a74c2a.pdf>.
- Schouteten, J. J., Verwaeren, J., Lagast, S., Gellynck, X., & De Steur, H. (2018). Emoji as a tool for measuring children's emotions when tasting food. *Food Quality and Preference*, 68, 322-331.
<https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2018.03.005>
- Stark, L., & Crawford, K. (2015). The Conservatism of Emoji: Work, Affect, and Communication. *Social Media + Society*, 1(2), 1-11. <https://doi.org/10.1177/2056305115604853>.
- Tauch, C., & Kanjo, E. (2016). The roles of emojis in mobile phone notifications. The Proceedings of the 2016 *ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct, Heidelberg, Germany*. doi: 10.1145/2968219.2968549.
- The Social Media Family. (2018, febrero). *IV Estudio sobre los usuarios de Facebook, Twitter e Instagram en España*. Recuperado a partir de <https://thesocialmediafamily.com/news-posts/informe-redes-sociales/>.
- Vuillier, L., Brooks, A. W., & Norton, M. I. (2018). *Amount and diversity of digital emotional expression predicts happiness*. Harvard Business School.
- Ward, D. M., Dill-Shackleford, K. E., & Mazurek, M. O. (2018). Social Media Use and Happiness in Adults with Autism Spectrum Disorder. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 21(3), 205-209. <https://doi.org/10.1089/cyber.2017.0331>.
- Williams, S. (2012). "Here Now! Social Media and the Psychological City". In *Map in: Atlas of Design*, (pp. 86 – 92) (EDs) Wallace, T. & Huffman, D. North American Cartographic Information Society: Milwaukee.
- Wu, M. S., Zhou, C., Chen, H., Cai, H., & Sundararajan, L. (2018). Cultural value mismatch in urbanizing China: A large-scale analysis of collectivism and happiness based on social media and nationwide survey. <https://doi.org/10.1002/ijop.12523>.
- X Martínez-Rolán, O Tymoshchuk, T Piñero-Otero, D Renó (2019): "Instagram como red de promoción e hipermediación del turismo rural: el caso de Aldeias Históricas". *Revista Latina de Comunicación Social*, 74, pp. 1610 a 1632.
DOI: 10.4185/RLCS-2019-1401-84
- You, S., DesArmo, J., & Joo, S. (2013). Measuring happiness of US cities by mining user-generated text in flickr.com: A pilot analysis. *Proceedings of the ASIST Annual Meeting*, 50(1).
<https://doi.org/10.1002/meet.14505001167>.
- Zhou, X., Xu, C., & Kimmons, B. (2015). Detecting tourism destinations using scalable geospatial analysis based on cloud computing platform. *Computers, Environment and Urban Systems*, 54, 144-153. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2015.07.006>.