



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

QUÉ ELEMENTOS VISUALES GENERAN *ENGAGEMENT* EN INSTAGRAM: LA INDUSTRIA DE BELLEZA Y COSMÉTICA

Autor: Luisa Lara Guerrero

Director: María del Carmen Valor Escudero

MADRID | Junio 2019

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1	INTRODUCCIÓN	7
1.1	Pregunta de Investigación	7
1.2	Justificación	7
1.3	Objetivos	7
1.4	Metodología	8
1.5	Estructura	8
2	CONTEXTO	9
2.1	El sector de la belleza y la cosmética	9
2.2	MAC Cosmetics	9
3	ENGAGEMENT	13
3.1	Brand Generated Content	13
3.2	Concepto de <i>Engagement</i>	13
3.3	Investigaciones previas en otras redes sociales	15
3.3.1	Factores de <i>engagement</i> en Facebook	16
3.3.2	Factores de <i>engagement</i> en Twitter	19
3.5	Estudios previos en Instagram	21
3.6	Conclusiones	27
3.6.1	Viveza	29
3.6.2	Contenido	30
3.6.3	Teoría de la Gratificación	30
4.	INSTAGRAM COMO RED SOCIAL	32
4.1	Definición	32
4.2	Funcionamiento	33
4.3	Características y herramientas	33
4.3.1	Filtros	33
4.3.2	Vídeo	33
4.3.3	<i>IGTV</i>	34
4.3.4	Instagram Direct	34

4.3.4	Instagram <i>Stories</i>	35
5	METODOLOGÍA.....	36
5.1	Variables.....	36
5.2	Muestra y muestreo	38
5.3	Análisis.....	38
6	RESULTADOS.....	39
7	DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES	44
7.1	Limitaciones y futuras recomendaciones.....	47
8	BIBLIOGRAFÍA	48
9	ANEXO.....	52

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1: Perfil de Instagram de MAC Cosmetics	10
FIGURA 2: Estadísticas relevantes del perfil de Instagram de MAC Cosmetics	11
FIGURA 3: Perfil de Instagram de MAC Cosmetics	12
FIGURA 4: Tabla resumen concepto <i>engagement</i>	15
FIGURA 5: Tabla resumen estudios sobre <i>engagement</i> en Facebook.....	18
FIGURA 6: Tabla resumen estudios sobre <i>engagement</i> en Twitter	20
FIGURA 7: Categorías Hu et al. (2014)	22
FIGURA 16: Perfil de Coca Cola.....	24
FIGURA 17: Edición de imágenes	24
FIGURA 18: Pegatinas en Instagram <i>Stories</i>	25
FIGURA 8: Posibles características en las publicaciones de Facebook	27
FIGURA 9: Pestaña <i>following</i>	28
FIGURA 10: Tipos de variables del modelo	29
FIGURA 11: Perfiles de Mac cosmetics, Bobbi Brown y NYX.....	30
FIGURA 12: Filtros de Instagram	33
FIGURA 13: IGTV	34
FIGURA 14: Instagram Direct.....	35
FIGURA 15: Instagram <i>Stories</i>	35
FIGURA 19: Categorías de la variable independiente Contenido.....	36
FIGURA 20: Variables independientes y sus mediciones.....	37
FIGURA 21: Análisis descriptivo.....	39
FIGURA 22: Variables significativas	41
FIGURA 23: Resumen modelo 1.....	42
FIGURA 24: Variables modelo 1	43
FIGURA 25: Resumen modelo 2.....	43
FIGURA 26: Variables modelo 2	44

RESUMEN

Hoy en día, el customer engagement es una de las medidas más utilizadas para valorar el impacto de las publicaciones de una marca en redes sociales. Los factores que contribuyen a la generación de este en Instagram son prácticamente desconocidos, especialmente dentro del sector de la cosmética y la belleza. El objetivo principal de este trabajo es identificar cuáles son los factores que afectan a la generación de *engagement* en una de las marcas más valoradas dentro de esta industria, MAC Cosmetics. Para ello, aplicaremos un análisis de contenido de los 250 *posts* más recientes publicados por MAC en su perfil de Instagram entre los meses de enero y mayo 2019. Los resultados muestran que las publicaciones que contenían fotografías, maquillaje con tonalidades del día a día o colores *nude* o mostraban imágenes de los productos aumentaban positivamente la generación de *engagement* aumentando así el número de *likes* de las publicaciones. Los vídeos y las publicaciones con contenido relativo al maquillaje del rostro o de los ojos, además de las publicaciones con texto, disminuían el número de *likes*. No se han realizado investigaciones empíricas previas sobre contenidos visuales en Instagram, así es que, este trabajo de investigación no sólo contribuye a la literatura previa en esta red social, sino que también contribuirá a la literatura de otras redes sociales, y a la literatura de estrategias comunicativas dentro de la industria de belleza y cosmética.

Palabras claves: Redes sociales, Instagram, cosméticos, MAC cosmetics, *customer engagement*, *likes*, contenido, *post*.

ABSTRACT

Nowadays, customer engagement is one of the most used measures to analyze the impact of a brand's posts on social media. The factors that contribute to the generation of this on Instagram are virtually unknown, especially within the cosmetics and beauty industry. The main goal of this paper is to identify which are these factors that affect the generation of engagement in one of the most valued brands within this industry, MAC Cosmetics. A content analysis of 250 newest posts published by MAC in its Instagram profile between January and May 2019 was conducted. The results indicated that content that included photos, daily make-up tones or nude colors and products were positively related to customer engagement, increasing the number of likes. Content that included videos, eye/face make-up or text decreased the number of likes. No previous empirical research has been tested on visual content on Instagram. Therefore, this research paper not only contributes to the previous literature on this social network, but also contributes to the literature of other social networks and to the literature of communicative strategies within the beauty and cosmetics industry.

Keywords: Social media, Instagram, cosmetics, MAC cosmetics, customer engagement, likes, content, post.

1 INTRODUCCIÓN

1.1 Pregunta de Investigación

La finalidad de este trabajo consiste en estudiar qué factores de las imágenes publicadas por las marcas en redes sociales generan más *engagement*.

1.2 Justificación

Actualmente las redes sociales han revolucionado las estrategias de publicidad y marketing, creando nuevas oportunidades de negocio. Desde su aparición han cambiado la forma de interactuar y comunicar con los clientes, pasando a un entorno bidireccional donde no solamente leemos el contenido generado por las marcas, sino que también podemos contribuir a la generación de contenido (Lobschat et al., 2010).

Instagram es una de las redes sociales de más rápido crecimiento (IAB Spain, 2018). Esta aplicación para compartir fotos, que fue lanzada en octubre de 2010, ahora cuenta con aproximadamente mil millones de usuarios activos mensuales a nivel global, según Statista (2018).

Según el estudio realizado por la asociación de la publicidad, el marketing y la comunicación digital de España sobre las marcas en las redes sociales en 2018, el sector de belleza se encuentra en primera y séptima posición en cuanto a eficiencia y *engagement* respectivamente (IAB Spain, 2018). Además, este Observatorio, resalta Instagram como la red social con mayor cuota de mercado en cuanto a *engagement* de un 55% respecto Facebook, Youtube y Twitter.

En este contexto, una línea de investigación creciente es el estudio de los *drivers* de *engagement* en redes sociales. Sin embargo, aunque Twitter y Facebook han sido objeto de numerosos trabajos, como se explicará después, no hay estudios sobre Instagram. Los *drivers* de contenido que funcionan en estas redes pueden no ser de aplicación toda ya que esta red no publica texto sino imágenes. Además, al centrarse en la industria cosmética este estudio pretende ayudar a las empresas del sector de belleza y cosmética, y también a otras de sectores relacionados, a crear una estrategia de contenido en redes sociales más adecuada para generar *engagement*.

1.3 Objetivos

El objetivo del trabajo es analizar qué contenido generado por la marca crea mayor *engagement* en los mensajes del sector cosmético, analizando la relación entre estos y la generación de *likes* en la red social Instagram.

1.4 Metodología

Este estudio usará como método el análisis de contenido, empleado con frecuencia en estudios sobre redes sociales. Para este trabajo se usará una adaptación de las variables empleadas por De Vries et al. (2012), adaptadas a la industria de la cosmética y la belleza, principalmente en la red social Instagram. Para esta investigación se seleccionó una muestra compuesta por 250 *posts* entre enero y mayo de 2019 que MAC Cosmetics publicó en su perfil oficial de Instagram. Los mensajes corporativos fueron exportados usando la plataforma *popsters.us*, seleccionando los últimos 250 *posts* publicados por la marca en este año 2019. Las variables seleccionadas fueron codificadas manualmente. El objetivo es medir el *engagement* generado por dicha marca, observando como las variables dependientes afectan al número de *likes* de cada publicación.

1.5 Estructura

Este trabajo de investigación está dividido en cinco capítulos. El primer apartado está formado por una breve introducción y justificación sobre la importancia del *engagement* en redes sociales como Instagram. La pregunta de investigación y los objetivos de este trabajo también se encuentra bajo esta sección. El segundo capítulo está compuesto por una breve introducción sobre la industria de cosméticos y belleza, además de una descripción de la marca estudiada en concreto. En tercer lugar, se define el concepto de *engagement*, cuáles son los factores que propician a la generación de este y una revisión de investigaciones previas sobre este mismo concepto en otras redes sociales. El cuarto apartado, se centra en la red social estudiada en este trabajo, Instagram. Sus características y funcionalidades, además del razonamiento sobre Instagram como herramienta para generar *engagement*. Finalmente, se hará uso de un análisis de contenido como metodología de esta investigación y se expondrán los resultados y las posibles limitaciones encontradas a lo largo del proceso.

2 CONTEXTO

2.1 El sector de la belleza y la cosmética

La industria de la belleza y la cosmética generalmente se divide en cinco segmentos principales: cuidado de la piel, cuidado del cabello, color (maquillaje), fragancias y artículos de aseo. Estos segmentos son complementarios y, a través de su diversidad, pueden satisfacer todas las necesidades y expectativas de los consumidores con respecto a este tipo de productos. Los productos de belleza también se pueden subdividir en segmentos *premium* y de producción en masa, de acuerdo con el prestigio de la marca, el precio y los canales de distribución utilizados (Lopaciuk y Loboda, 2013).

Las estrategias de marketing en la industria de la cosmética y la belleza siempre han sido impulsadas por el contenido visual. Los anuncios más populares dentro de esta industria siguen prácticamente el mismo patrón: la mayoría incluyen modelos, pequeños tutoriales o celebridades que promocionan los productos de estas marcas. Actualmente este enfoque en las estrategias de mensaje de las empresas de esta industria se sigue aplicando; sin embargo, se ha dado más importancia a las nuevas plataformas de redes sociales, tales como Facebook, Instagram, Twitter o Youtube.

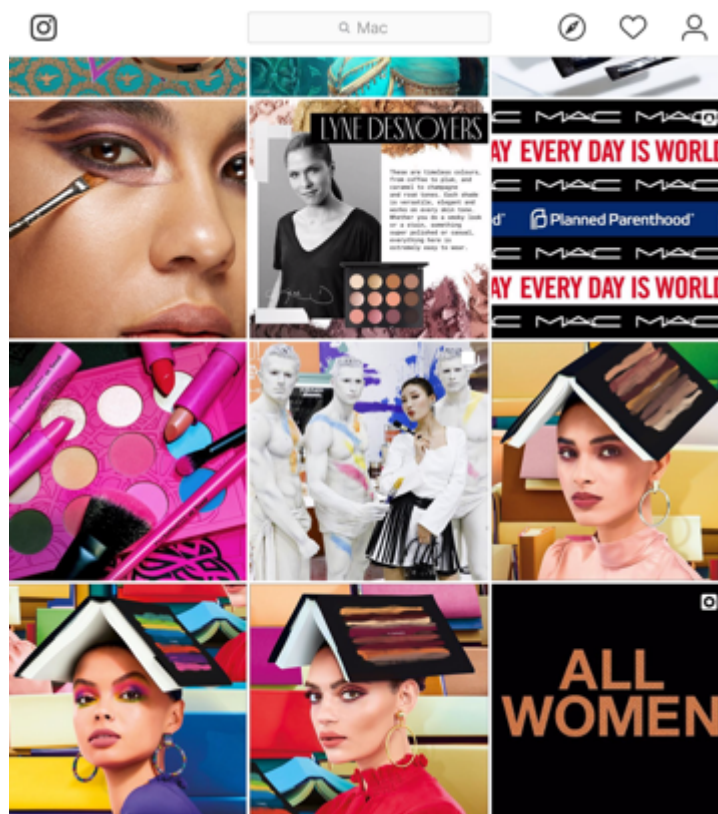
En concreto, Instagram, con su enfoque en imágenes y videos, rápidamente se ha convertido en la plataforma social más popular y apropiada para esta industria (Lopaciuk y Loboda, 2013). Según el portal estadístico Statista, en su estudio sobre el contenido de cosmética y belleza en redes sociales, la mayoría de las marcas de belleza han descubierto el potencial de promocionar sus marcas en redes sociales, haciendo uso del contenido visual y el *engagement*, aumentando así la lealtad hacia sus marcas (Statista, 2018). Por otro lado, este mismo estudio, expone que Instagram es muy popular en la industria de la cosmética, ya que casi todas las principales marcas de belleza tenían un perfil de Instagram en 2016 (Statista, 2018). Además, en febrero 2017, MAC Cosmetics era la marca líder de belleza en Instagram con casi 14 millones de seguidores, siendo también la más popular en Twitter (Statista, 2018). Por todas estas razones, se ha decidido centrar el siguiente trabajo sobre cómo esta marca de cosméticos, MAC Cosmetics, genera *engagement* en Instagram, y por concluyente analizar qué variables la hacen líder en el mercado.

2.2 MAC Cosmetics

MAC Cosmetics fue fundada en Toronto, Canadá en 1984 por Frank Toskan y Frank Angelo. Esta compañía tiene su sede en Nueva York y se convirtió parte de Estée Lauder en 1988. Toskan, fotógrafo y maquillador, creía en la falta de una línea de cosméticos extravagantes y coloridos en el mercado, que le inspiró a diseñar una línea de cosméticos con una paleta de colores más amplia.

MAC se centra en la captación de maquilladores y otros profesionales relacionados con la industria, como modelos y fotógrafos, y desarrolla sus productos en función de su demanda. Su objetivo principal es proporcionar productos de belleza de calidad para todas las razas, edades y sexos. Esta marca es muy artística como su propio nombre indica, MAC es un acrónimo para *Make-up Art Cosmetics*, reflejándose así en su perfil de Instagram (figura 1).

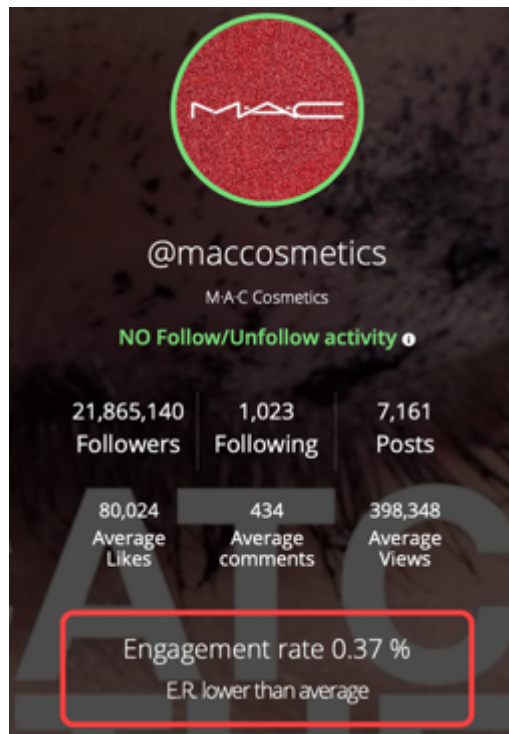
FIGURA 1: Perfil de Instagram de MAC Cosmetics



¹FUENTE: <https://www.instagram.com/maccosmetics/>

Como se puede observar en la figura 2, en abril de 2019, MAC contaba con 21.8 millones de seguidores y un número total de publicaciones de 7.161 en su perfil de Instagram.

FIGURA 2: Estadísticas relevantes del perfil de Instagram de MAC Cosmetics

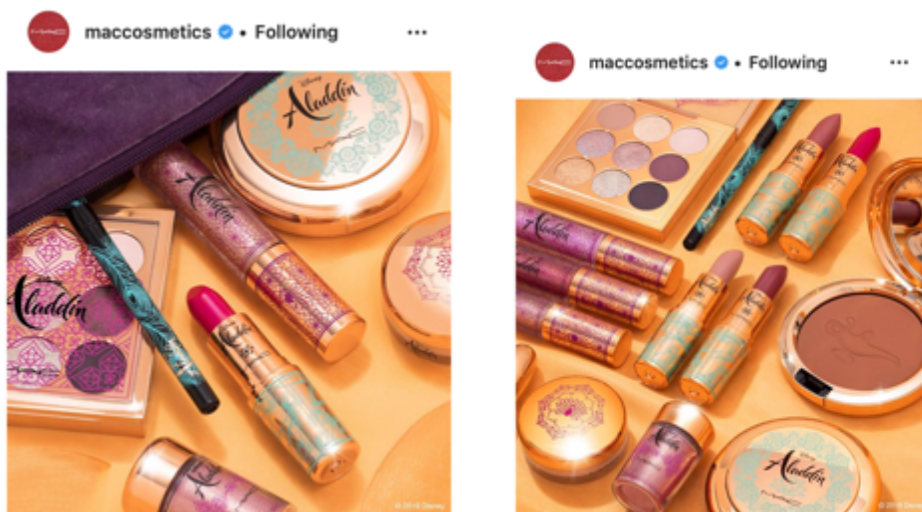


²FUENTE: <https://www.ninjalitics.com/maccosmetics.html>

MAC cosmetics usa información recopilada en la web y redes sociales para conocer a sus clientes, enviar contenido promocional, mejorar su servicio y marca, descubrir la demanda de sus clientes, desarrollar nuevos productos y más. Su alto nivel de *engagement* en las redes sociales se ha relacionado con su énfasis en la publicación continua de imágenes sobre sus productos y también con la estrategia de crear expectativa sobre los próximos productos mediante la publicación de imágenes de estos. Los productos de MAC son conocidos por ser coloridos y se cree que esta característica hace que sus imágenes destaquen en los *feeds* (o muro) de Instagram de sus seguidores, lo que los motiva a identificarse con la marca (Duffy, 2016).

Según la agencia digital de publicidad, *Stickyeyes*, MAC cosmetics destaca por una clara posición en el mercado. La popularidad de esta marca fue construida a través de los *fashion shows*, sobre todo, el uso de estos productos en la primera línea de estos shows. Según su página web, la personalidad de esta marca es cosmopolita, innovadora, original. Además, otro aspecto a tener en cuenta dentro de la estrategia de esta marca es el estilo de empaquetado, elegante y de color negro, haciendo que sus productos se reconozcan fácilmente. Por ejemplo, con motivo del estreno de la nueva película de Aladín (2019), MAC ha desarrollado nuevos productos, destacando principalmente su embalaje como se puede observar en la figura 3.

FIGURA 3: Perfil de Instagram de MAC Cosmetics



³FUENTE: <https://www.instagram.com/maccosmetics/>

De acuerdo con su página web, como punto de diferenciación MAC destacó dentro de esta industria ofreciendo una amplia gama de productos que combinan estilos urbanos y glamurosos, creando un estilo único. El enfoque de MAC en el punto de venta fue notablemente diferente. En lugar de impulsar sus ventas a través de técnicas de promoción tradicionales, MAC confió en la integridad de su línea de productos cuidadosamente formulada. Además, MAC ha conseguido una ventaja competitiva a través de su posicionamiento y diferenciación debido a la perfecta integración entre sus redes sociales y el sitio web de la marca. Esta marca tiene una estrategia de contenido altamente orientada en satisfacer las necesidades de sus consumidores, ganando participación y *engagement* en sus redes sociales (Hewitt, 2014). Otro aspecto a destacar dentro de su estrategia, es la responsabilidad social. En 1994, debido a que el VIH estaba propagándose rápidamente, MAC convirtió a las organizaciones de VIH/SIDA en beneficiarios del enfoque caritativo de la compañía, creando así el fondo *MAC AIDS*. A día de hoy, la campaña VIVA GLAM ha recaudado más de 450 millones de dólares para la lucha contra el VIH con portavoces como Lady Gaga, Pamela Anderson o Nicki Minaj.

3 *ENGAGEMENT*

3.1 Brand Generated Content

Se puede lograr un rápido alcance aprovechando el poder de distribución viral de las plataformas *User Generated Content* (UGC) existentes, como son las redes sociales, plataformas para compartir videos y blogs para la difusión de mensajes de marca corporativa. Stanoevska-Slabeva (2008) denominó a este contenido observado en la Web 2.0, como *Brand Generated Content* (BGC). Esta distribución viral del contenido generado por la marca dentro de las comunidades solo puede considerarse una aplicación del UGC en un sentido más amplio. Este concepto debe entenderse como el principio que empujaría la propagación viral del mensaje corporativo de la marca y como el contenido UGC relacionado con la respuesta de sus clientes. La propagación viral de los *posts* de marca y otros mensajes de marca corporativa puede entenderse mejor cómo una explotación del entorno UGC relacionado con la marca que cómo la propia gestión de UGC relacionado con dicha marca (Arnhold, 2010). En general, los límites entre el uso de mensajes de marca corporativos (BGC) y el UGC falsamente relacionado parecen estar borrosos, dado que se estima que las tasas de conversión fueron típicamente un 20-30% más altas cuando se trata de contenido generado por el usuario (Arnhold, 2010). Las distintas empresas pueden verse tentadas a publicar comentarios a favor de su marca, de esta manera, la viralidad de estos mensajes se pueden utilizar para la estimulación de comentarios positivos hacia dichas marcas. Por ello, hoy en día, el fenómeno *influencer*, utilizar personajes reconocidos con un alto número de seguidores para promocionar las marcas, es tan popular en las marcas en el sector de moda y cosmética. Actualmente, marcas como MAC Cosmetics o Sephora, ofrecen productos de forma gratuita a *influencers* conocidos en las redes sociales, para que promocionen su marca y poder así alcanzar un público más amplio, aumentando de manera positiva el *engagement*.

La pregunta crítica para los responsables de marca con respecto a la participación en las redes sociales es si hacer uso de las comunidades ya existentes o crear su propia comunidad de marca. Esta decisión estratégica depende de los objetivos de la marca, los atributos de la marca, el entorno y la competitividad del mercado. Participar en las comunidades existentes podría ser ventajoso si se deseara un alcance rápido, la marca careciera del poder de atención adecuado o los competidores ya hubiesen creado muros digitales (Arnhold, 2010).

3.2 Concepto de *Engagement*

El término *engagement* puede ser utilizado para medir diferentes aspectos dentro del marketing, tales como la lealtad hacia la marca o la satisfacción de los consumidores. Respecto a los comportamientos y patrones de los consumidores, van Doorn et al. (2010) define el *customer engagement* como

comportamientos que van más allá de las transacciones, y que pueden ser específicamente definidos como manifestaciones de comportamiento de los consumidores, que tienen como enfoque una marca o empresa, más allá del acto de compra, como resultado de *drivers* motivacionales (van Doorn et al., 2010). Por lo tanto, los comportamientos tales como hacer sugerencias para mejorar la experiencia del consumidor y ayudar a otros clientes a consumir de una manera más eficiente, son todos aspectos de la co-creación y, por lo tanto, del *customer engagement behaviors* (Van Doorn et al., 2010). Por otro lado, Brodie et al. (2011) hace referencia al concepto de *engagement* dentro de un marco contextual. Estos autores definen la naturaleza del *engagement* como un concepto individual dependiente del contexto, que se puede observar en distintos niveles de intensidad y/o complejidad, en diferentes periodos en el tiempo. Igualmente, el *engagement* está afectado por los factores sociales, culturales y políticos que se relacionan con él y lo configuran (Vibert & Shields 2003, citado en Brodie et al., 2011). Estos factores ponen en manifiesto un aspecto más personal del *engagement* interpretando lo visual a través de las experiencias personales y los antecedentes culturales y sociales (Jamieson 2006). El compromiso también se verá afectado por factores similares que determinan los niveles de compromiso que experimenta una persona (Brodie et al., 2011). Muchos otros autores han buscado una definición para este concepto como se puede observar en la siguiente figura 4.

FIGURA 4: Tabla resumen concepto *engagement*

Autor	Definición	Tipos
Kumar et al. (2010)	Los clientes contribuyen a las empresas en muchos sentidos que están más allá de las transacciones directas	<ul style="list-style-type: none"> • Comportamiento de influencia del cliente
Van Doorn et al. (2010)	Manifestaciones de comportamiento del cliente hacia la marca o firma, más allá de la compra.	<ul style="list-style-type: none"> • Comportamiento del conocimiento del cliente. • Comportamiento de referencia del cliente. • <i>Blogging</i>, publicación web. • Interacción cliente-cliente • <i>Feedback</i>, sugerencias para ideas de nuevos productos. • Recomendaciones, referencias, boca a boca. • Escribir comentarios.
Hollebeek (2011)	El nivel de inversión cognitiva, emocional y conductual de un cliente en interacciones de marca específicas.	<ul style="list-style-type: none"> • Cognitivo • Emocional • Del comportamiento
Brodie et al. (2011)	El estado psicológico que se produce en virtud de experiencias interactivas y creativas del cliente con un agente/objeto focal (por ejemplo, una marca) en relaciones de servicio focal.	<ul style="list-style-type: none"> • Cognitivo • Emocional • Del comportamiento
Jakkola y Alexander (2014)	Comportamiento a través del cual los clientes hacen contribuciones voluntarias de recursos que tienen un enfoque de marca, pero va más allá de lo que es fundamental en las transacciones.	<ul style="list-style-type: none"> • Comportamientos de aumento (publicar en las rrss) • Comportamiento de codesarrollo (ideas para nuevos productos). • Comportamientos influyentes (<i>blogging</i>, recomendaciones...). • Comportamientos movilizadores (reclutamiento, <i>boycotts</i>...)

†FUENTE: Elaboración propia

3.3 Investigaciones previas en otras redes sociales

Hoy en día existen varios trabajos de investigación acerca de los *drivers* de *engagement* en redes sociales, pero la mayoría de estos autores han focalizado sus estudios en redes sociales como Twitter

y Facebook puesto que fueron las primeras en salir al mercado, por lo tanto, existe mucho más contenido e información sobre ellas.

Los estudios sobre el contenido en redes sociales han utilizado dos enfoques distintos: (1) declarativos, es decir, preguntando a los usuarios qué tipo de contenido comparten; y (2) análisis de contenido, ya sea deduciendo las características de los mensajes que aumentan el *engagement* o probando hipótesis deductivas (Manzanaro et al., 2018). Por ello, en este capítulo analizaremos solamente aquellos estudios realizados bajo un análisis de contenido, aunque también observaremos aquellos que combinan varios enfoques (Boyd et al., 2010), ya que posteriormente utilizaremos este enfoque para estudiar la muestra. Además, estos estudios no solo se centran en los factores relativos al mensaje, como los que queremos estudiar en el presente trabajo, sino que también estudian los factores relativos al usuario o al contexto. Las variables dependientes al usuario como la posibilidad de compartir noticias o publicar opiniones políticas o aquellas dependientes del contexto como eventos que están ocurriendo o fechas señaladas no se tendrán en cuenta en el presente estudio, puesto que nuestro objetivo, como se ha mencionado anteriormente, es analizar las características que llevan a un usuario dar *like* a la publicación de un mensaje corporativo, dentro del contexto visual de la imagen. A continuación, expondremos las diferentes investigaciones previas sobre el concepto de *engagement* en las redes sociales Facebook y Twitter, ya que se cree que estos estudios servirán de referencia para el análisis de contenido y especialmente para determinar qué variables serán estudiadas en el presente trabajo.

3.3.1 Factores de *engagement* en Facebook

Keller et al. (2012) explica en su libro qué tipo de *drivers* son utilizados por las marcas en redes sociales para crear *engagement*. En su estudio argumenta que las marcas deben utilizar un contenido interesante, visual e innovador para conseguir un alto nivel de *engagement* en los *posts* publicados. El objetivo de este estudio era observar qué variables motivaban a los consumidores a generar *Brand Generated Content* (BGC). Analizaron el por qué de la existencia de las cuentas de fans y cómo su comportamiento afectaba a la creación de lealtad hacia la marca. Dicho estudio se basó en las teorías de gratificación y de participación, y el concepto de *customer engagement*. Consecuentemente, dividieron el proceso en tres categorías acorde con las anteriores teorías: gratificación, participación y la relación entre marca y cliente.

En el mismo año, de Vries et al. (2012), investigó conceptos similares, analizando cuentas de *fans* y *posts* publicados por las marcas. Estas investigaciones sobre el *engagement* o popularidad del *post* demostraron que había seis factores asociados a esta generación de *engagement*. Según este estudio, los *posts* situados al frente de las cuentas de las marcas estaban relacionados con un mayor número de *likes* y comentarios. Las publicaciones interactivas, aquellas con *URLs*, *CTA buttons* (botón para

enlazar al destino que queramos, como reservar, contactar, registrarse etc.), concursos o preguntas estaban positivamente correlacionadas con un mayor número de *likes* y el uso de comentarios, ya fuesen positivos o negativos, aumentando a su vez el número de estos. El mayor uso del contenido visual también aumentó el número de *likes* y comentarios. Sin embargo, este estudio expone que el uso de contenido informativo o divertido está relacionado negativamente con un alto porcentaje de *customer engagement*. Estos resultados difieren con los resultados del estudio realizado por Jahn y Kunz (2012) el cual encontró que el contenido divertido estaba asociado con una mayor generación de *engagement*. Esta incongruencia entre ambos modelos se debe a que Jahn y Kunz (2012) analizaron 40 distintos sectores, una muestra mucho más grande que seis industrias, la utilizada por de Vries et al. (2012). Sin embargo, la muestra utilizada por de Vries et al. (2012) es relevante a la hora de predecir qué contenidos generan *engagement*. Otra diferencia entre estos dos modelos es el tipo de variables utilizadas, mientras que de Vries et al. (2012) utilizaron seis factores, Jahn y Kunz (2012) utilizaron las mismas variables expuestas por Keller et al. (2012).

Concretamente en la industria de cosmética y belleza, Shen et al. (2013) llevaron a cabo un análisis de contenido sobre *posts* en Facebook de Estée Lauder, MAC cosmetics, Clinique, L’Oreal, Maybelline y CoverGirl para observar qué tipos de herramientas fueron usadas frecuentemente por estas marcas para conectar con sus *fans* y usuarios. Específicamente, el estudio se centra en las implicaciones teóricas y prácticas del marketing viral en las estrategias de marca de estas seis marcas de cosmética y belleza (Shen et al., 2013). Los resultados más relevantes expusieron que el número de *likes* crece cuando las marcas publicaban *Q&A* a través de sus publicaciones. En concreto, MAC cosmetics, la marca que analizaremos en el presente trabajo, aumentaba su tasa de *engagement* cuando publicaba este tipo de contenidos en sus publicaciones. Además, Shen et al. (2013) también analizaron las estrategias de mensajes con contenido promocional como muestras o códigos de descuentos, exponiendo que dichas técnicas no fueron significativas debido a que el número de *posts* con este tipo de contenido era demasiado pequeño como para hacer conclusiones. A continuación, se puede observar en la figura 5, un breve resumen sobre estos estudios mencionados anteriormente, organizado por autores, sus respectivas variables y el impacto demostrado en la generación de *engagement*.

FIGURA 5: Tabla resumen estudios sobre *engagement* en Facebook

VARIABLES	Impacto en el <i>engagement</i>	Autores
Viveza		
a) Imagen	n.s.	
b) Video	+	
Interactividad		
a) URL	n.s.	
b) Votación	n.s.	
c) <i>CTA-Button</i>	n.s.	
d) Concurso	+	De Vries et al. (2012)
e) Pregunta	-	
f) Quiz	n.s.	
Contenido informativo	0	
Contenido entretenido	-	
Posición	+	
Valencia de los comentarios		
a) Positivos		
b) Negativos	+	
	n.s.	
Gratificación		
a) Contenido informativo	+	
b) Contenido entretenido	+	
c) Interacción social	+	
d) Interacción con la marca	+	
e) Concepto propio	+	Jahn & Kunz (2012)
Participación		
a) Intensidad de uso	+	
b) <i>Engagement</i>	+	
Relación marca-cliente		
a) Lealtad de la marca	+	
Entretenimiento		
a) Q&A	+	
b) Encuesta	++	
c) Actividad con recompensa	n.s.	
d) Encuesta de belleza	++	
e) Aplicaciones	n.s.	
f) Otros		Shen et al. (2013)
Información promocional	n.s.	
a) Códigos de descuento		
b) Muestra con compra		
c) Sorteo		
d) Otros		

n.s.: No Significativo

⁵FUENTE: Elaboración propia

3.3.2 Factores de *engagement* en Twitter

En la actualidad, existen distintos estudios sobre qué tipo de contenidos suscita a los usuarios a compartir un contenido en esta red social, especialmente en forma de *retweet*, es decir, compartiendo en tu perfil el contenido escrito por otro usuario. Estos estudios han descubierto que la tasa de *retweet* está positivamente correlacionada con el uso de *URLs* y *hashtags* (Boyd et al., 2010; Suh et al., 2011; Naveed et al., 2011; Hong et al., 2010). Otra característica también estudiada por estos autores perteneciente al contenido del mensaje en esta red social fueron las *mentions* (expresados con “@”). Por un lado, Naveed et al. (2011) demostró a través de un estudio inductivo, el impacto positivo de esta característica en la tasa de *engagement* (o *retweet*). Sin embargo, los estudios de Boyd et al. (2010), Suh et al. (2011) y Hong et al. (2010) demostraron que el uso de *mentions* en Twitter disminuía el número de *retweets* de las publicaciones.

Posteriormente, Taecharungroj (2016) realizó un estudio sobre los mensajes corporativos de Starbucks, codificando la muestra por estrategias de contenido (informativas, emotivas o que evocan una acción) y por tipos de contenidos (visual o textual). Este estudio concluyó con que el uso de contenido visual afecta más positivamente a la participación de los usuarios, aumentando el número de *retweets*, al igual que una estrategia de contenido que evoque al usuario a realizar una acción, ya sea una descarga, preguntas, participación en un evento, etc.

Por otro lado, Vargo (2016) realizó un análisis de contenido sobre mensajes corporativos en esta red social. Su estudio demostró que los mensajes informativos o aquellos que incluían sorteos o contenido sobre eventos y vacaciones aumentaban el número de *retweets*. Sin embargo, los mensajes con contenido sobre la marca (o corporativos) disminuían la tasa de *engagement*.

Finalmente, el trabajo de Manzanaro et al. (2018), que complementa la investigación previa de Taecharungroj (2016) y Vargo (2016), es el más reciente que se conoce donde las características observadas de la anatomía de los *tweets* fueron deducidas de estudios previos en redes sociales. Este trabajo concluye con la existencia de nuevos factores que afectan en el *engagement* en esta red social. Inicialmente, Manzanaro et al. (2018) utilizó la combinación de los marcos conceptuales utilizados por Zoch y Suppa (2014) y O’Neill and Harcup (2011). Ya que estos explican el *newsworthiness* de los mensajes corporativos y la cobertura de las “noticias mundanas” como el anuncio de eventos o lanzamientos de productos, respectivamente (Manzanaro et al., 2018). Relevancia, entretenimiento, inmediatez y en menor grado el interés humano son los cuatro factores que influyen en la participación a través de *retweets* y favoritos (Manzanaro et al., 2018). Además, el uso de *hashtags* y vídeos o fotos también aumentan positivamente la tasa de *engagement* (Manzanaro et al., 2018). A continuación, al igual que en el apartado anterior, la figura 6 representa un breve resumen sobre el tipo de variables estudiadas por estos autores y su impacto en el *engagement*.

FIGURA 6: Tabla resumen estudios sobre *engagement* en Twitter

Variables	Impacto en el <i>engagement</i>	Autores
<i>URL</i>	+	Boyd et al. (2010)
		Hong et al. (2010)
		Naveed et al. (2011)
		Suh et al. (2011)
<i>Hashtag</i>	+	Boyd et al. (2010)
		Hong et al. (2010)
		Naveed et al. (2011)
		Suh et al. (2011)
		Manzanaro et al. (2018)
<i>Mention</i>	+	Naveed et al. (2010)
	-	Boyd et al. (2010)
		Hong et al. (2010)
		Suh et al. (2011)
	n.s.	Manzanaro et al. (2018)
Signo de interrogación	+	Naveed et al. (2010)
	-	Manzanaro et al. (2018)
Signo de exclamación	-	Naveed et al. (2010)
	n.s.	Manzanaro et al. (2018)
	+	Naveed et al. (2010)
Emoticono negativo	+	Naveed et al. (2010)
Emoticono positivo	-	Naveed et al. (2010)
Contenido visual	+	Taecharunroj (2016)
		Manzanaro et al. (2018)
Preguntas	+	Taecharunroj (2016)
Promociones	+	Taecharunroj (2016)
	-	Vargo (2016)
Eventos	+	Vargo (2016)
Vacaciones	+	Vargo (2016)
Sorteos	+	Vargo (2016)
Responsabilidad social	+	Vargo (2016)
Contenido informativo	n.s.	Taecharunroj (2016)
	+	Vargo (2016)
Mensajes corporativos	-	Vargo (2016)
Relevancia	+	Manzanaro et al. (2018)
Entretenimiento	+	Manzanaro et al. (2018)
Inmediatez	+	Manzanaro et al. (2018)
Significado	-	Manzanaro et al. (2018)
Interés humano	+	Manzanaro et al. (2018)
Inglés	+	Manzanaro et al. (2018)

n.s.: No Significativo

⁶FUENTE: Elaboración propia

3.5 Estudios previos en Instagram

A continuación, analizaremos diferentes autores y teorías que estudian el tipo de contenidos utilizados en Instagram y la importancia visual de dicho contenido. Además, expondremos algunas ideas que reflejan las plataformas diseñadas para el estudio de las métricas en el contexto del marketing digital. Hu et al. (2014) realizaron el primer estudio en profundidad sobre qué tipos de contenidos y usuarios interactúan en Instagram. En este estudio, realizaron un análisis cualitativo y cuantitativo en esta red social. Identificaron diferentes tipos de usuarios activos mediante la agrupación en clústeres. En sus resultados, revelaron varias perspectivas sobre Instagram que nunca se habían estudiado anteriormente, incluyendo ocho categorías de imágenes populares, cinco tipos de usuarios en términos del tipo de foto publicada y que la audiencia de un usuario, es decir, el número de *followers* es independiente al contenido compartido por estos usuarios en Instagram.

Las ocho diferentes categorías establecidas fueron: amigos, comida, *gadget*, memes o imagen con texto, mascota, actividad, *selfie* y moda (observar figura 7). La diferencia entre este estudio y el que se quiere explicar en el presente documento, es el uso indiferente de *posts* y usuarios (50 usuarios con 20 *posts*/usuario) sin especificar mensajes corporativos; de hecho, la mayoría de los usuarios estudiados resultaron ser *influencers*, es decir, personajes reconocidos en las redes sociales con un alto número de seguidores. Además, el establecer moda como una de las ocho categorías (incluyendo zapatos, ropa, maquillaje...) ha motivado a el presente estudio a analizar este sector de la cosmética, ya que según Hu et al. (2014) la categoría moda representa sólo un 5% del tipo de imágenes que publican los usuarios en Instagram. Asimismo, el presente trabajo también contribuirá al análisis de mensajes corporativos en esta plataforma social y cómo dichos mensajes afectan a la generación de *engagement*.

FIGURA 7: Categorías Hu et al. (2014)

Categorías	Ejemplos visuales
Amigos (usuarios posando con otros amigos; al menos dos rostros humanos en la imagen)	
Comida (comida, recetas, tartas, bebidas, etc.)	
Gadget (dispositivos electrónicos, herramientas, motocicletas, coches, etc.)	
Imágenes con texto o memes	
Mascota (animales como gatos y perros que son el objeto principal de la imagen)	
Actividad (al aire libre o en espacios interiores, lugares donde ocurren actividades, conciertos, etc.)	
Selfie (solo un rostro humano en la imagen)	
Moda (zapatos, ropa, maquillaje, objetos personales, etc.)	

⁷FUENTE: Elaboración propia

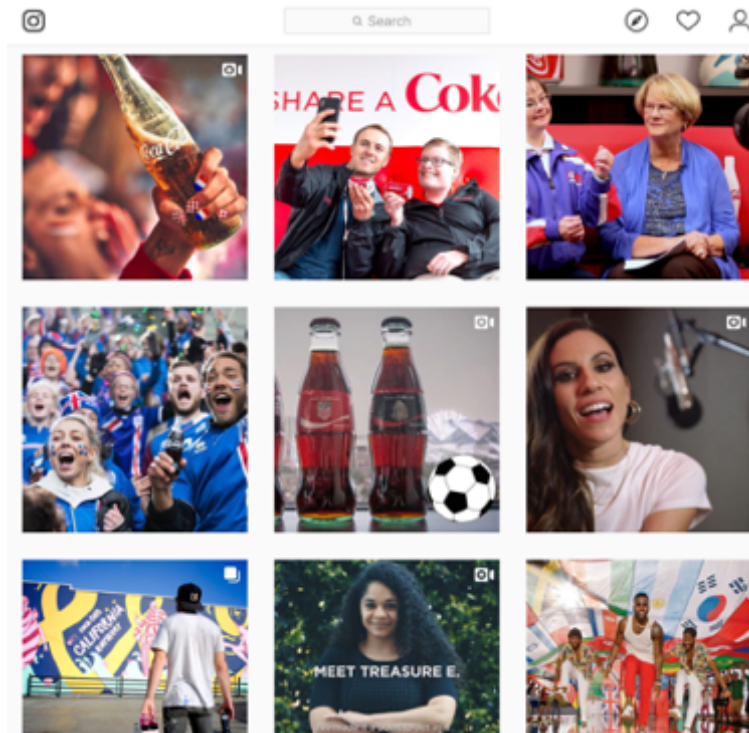
El elemento visual juega un importante papel a la hora de generar *engagement* en Instagram. Por ello es importante entender el concepto de la comunicación visual, para comprender en la manera en la que las imágenes afectan a los potenciales clientes. La comunicación visual es la información transferida a través de imágenes, donde el propio creador de esta imagen ha creado dicho contenido específicamente para transmitir un mensaje a través del cual el usuario interpreta y entiende mediante filtros personales, es decir, experiencias personales, antecedentes culturales y sociales, así como actitudes (Jamieson, 2006).

Jamieson (2006) expone que el uso de imágenes como herramienta para estrategias comunicativas en las empresas es eficiente, ya que la comprensión visual es mucho más rápida que el uso de textos. Aún así, ya que la percepción visual depende de las inclinaciones personales de cada individuo, la comunicación visual no es siempre igual de efectiva para todos los usuarios, ni en todos los contextos.

Otro concepto que se debe tener en cuenta es la percepción. La percepción se considera como el proceso creativo donde el usuario asocia el contenido con distintas ideas y conceptos, pero también lo asocia con la propia imagen y su creador (Jamieson, 2006). Aún así, cada usuario interpretará la misma imagen de diferente manera, no necesariamente muy distinto, pero sin embargo el significado para cada usuario se establecerá individualmente (Jamieson, 2006). Por ello, el uso de la comunicación visual en Instagram no siempre tendrá los resultados esperados por la empresa, puesto que existe la variable percepción, que no puede ser estudiada. Por lo tanto, entender las reacciones de los usuarios a las comunicaciones visuales, y la manera en la que interactúan con ellas, *engagement*, es crucial a la hora de determinar qué estrategias comunicativas serán exitosas en el segmento de mercado escogido como objetivo. Por todo esto, es evidente que las marcas deben conocer y entender a sus potenciales usuarios para comunicar correctamente el tipo de contenido que quieren que sus usuarios entiendan. De todos modos, aunque no existan unas normas específicas sobre cómo crear contenido visual, los antecedentes culturales y sociales permiten lanzar mensajes con interpretaciones ya previstas por las empresas, especialmente en imágenes utilizadas en anuncios o arte (Jamieson, 2006). Finalmente, este mismo autor expone que los conceptos de denotación y connotación son importantes a la hora de interpretar y comprender las imágenes. La denotación se refiere al contenido con un mensaje explícitamente interpretable, fuera de cualquier contexto, como los anuncios de seguridad vial utilizados por el gobierno de España donde el espectador interpreta claramente las consecuencias de los malos hábitos en la carretera. La connotación, se refiere a las conexiones implícitas que los usuarios crean con el mensaje que se pretende transmitir, como la mayoría de los anuncios publicitarios de Coca Cola.

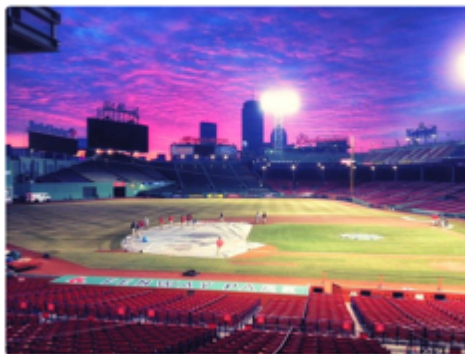
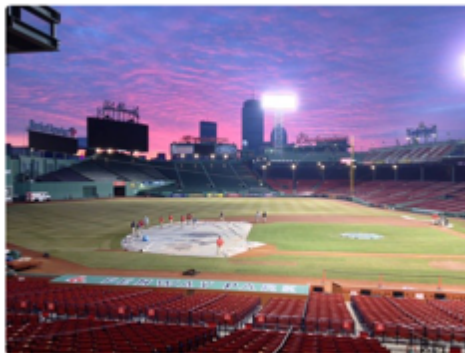
Un perfil atractivo en Instagram debe seguir una serie de pautas. Además de publicar contenido de calidad en su perfil. Hubspot, un desarrollador y comercializador de productos de software para *inbound* marketing y ventas, publicó a principios de este año un artículo describiendo las nueve pautas que cualquier empresa debería seguir para fortalecer su perfil en Instagram. Entre estas, el consejo relativo al contenido, es decir a las imágenes, describe varias características que deben tener en común. Primero, utilizar un tema interesante y relevante, por ejemplo, en las publicaciones de Coca Cola como podemos ver en la figura 16, en la que se observa como las fotos representan gente joven, deportes, amistad, ya que este tipo de usuarios forman parte del segmento objetivo de esta marca. Por otro lado, los aspectos técnicos de la imagen también influyen en el número de *likes*. Las fotos bien enmarcadas, con perspectivas llamativas o utilizando simetrías suelen gustar más a los usuarios. Además, la edición de las imágenes (figura 17) también impactará de forma positiva en la generación de *engagement*.

FIGURA 16: Perfil de Coca Cola



¹⁶FUENTE: <https://www.instagram.com/thecocacolo/>

FIGURA 17: Edición de imágenes



¹⁷FUENTE: <https://blog.hubspot.com/marketing/optimized-instagram-profile>

El *engagement* en *Instagram* ya no es solo creado por *likes* y comentarios, sino que actualmente también incluye la participación de las historias, las personas que sigues, *hashtag* de tu marca, las visualizaciones de *IGTV* y más. Actualmente, el alcance orgánico en *Instagram* disminuye a medida que los usuarios siguen más cuentas cada día. Por otro lado, *Instagram Stories* está creciendo, con más de 400 millones de personas que publican o ven historias todos los días (Canning, 2019). Por ello, *Instagram* ha estado innovando esta herramienta, encontrando nuevas tácticas estratégicas para que las marcas puedan interactuar con sus seguidores, desarrollando diferentes filtros y pegatinas para generar un mayor *engagement* con los seguidores de dichas marcas en las historias. Estas pegatinas que puedes encontrar en *Instagram Stories* (ver figura 18) son una excelente manera de animar a tus seguidores a compartir sus opiniones y experiencias contigo, lo que, a su vez, ayudará a crear un público fiel que se sienta aún más conectado con la marca.

FIGURA 18: Pegatinas en Instagram Stories



¹⁸FUENTE: [Perfil propio de Instagram](#)

Todas estas interacciones nombradas anteriormente, son estudiadas por las marcas para poder conocer su público, poder incrementar la visibilidad, medir comportamientos de los usuarios y finalmente averiguar qué franjas de tiempo crearán un mayor *engagement* en las publicaciones diarias de las marcas. Para ello existen muchas herramientas como Iconosquare, Hootsuite o Sprout Social.

Para poder estudiar este concepto, debemos saber qué interacciones tenemos que medir y en qué medida. La medida de la tasa de participación (o *engagement rate*) en Instagram para decisiones relacionadas con la gestión de las marcas como creación de contenido, optimización de algoritmos y publicidad es crucial. El *engagement* podría ser la métrica más importante en esta red social porque describe la importancia que el público le da al contenido, y poder así ganar dinero con dicho negocio (Morales, 2019). Al crear un perfil de marca en Instagram, todas las estrategias llevadas a cabo deben estar centralizadas en maximizar el número de personas que visualizan tu contenido y en maximizar las interacciones con dichos usuarios, ya sea comprando, comentando o simplemente dándole me gusta a los contenidos publicados por la marca.

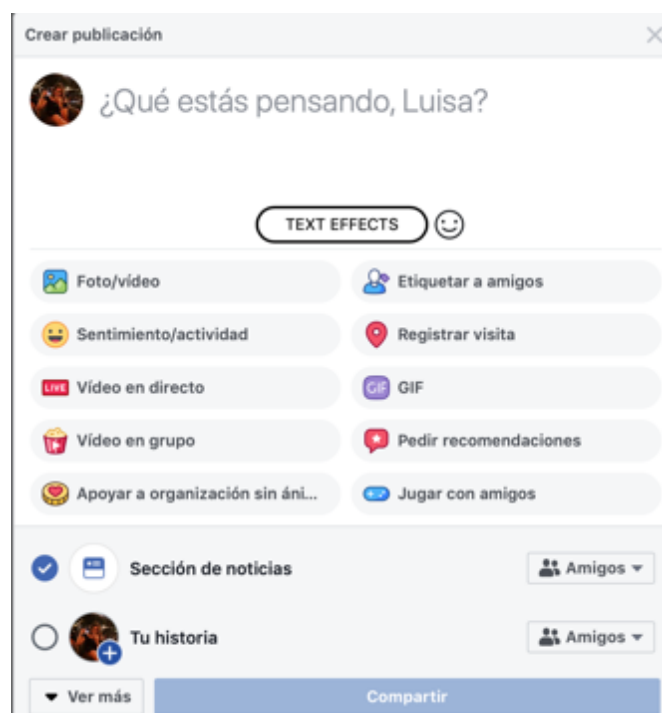
Hootsuite, una de las mayores plataformas de gestión de redes sociales, estipuló que según la información que una empresa quisiese obtener sobre sus seguidores, había distintas maneras de cómo calcular esta tasa. La mayor diferencia en el cálculo de estas posibles tasas está en el uso de los seguidores como el conjunto de la muestra frente a utilizar las impresiones, es decir, el alcance estimado de las publicaciones. Hoy en día, la fórmula que mejor se adapta a esta métrica, es la que nos permite averiguar qué porcentaje de usuarios que han sido expuestos a cierto contenido han interactuado o reaccionado, ya sea positiva o negativamente hacia el mismo. En definitiva, el número total de interacciones (*Likes*, comentarios, *shares*, *clicks*...) dividido entre el público estimado de alcance.

NewsWhip, una empresa de *engagement tracking* en redes sociales, publicó un estudio en su *blog* 2016 donde tras recopilar datos en la semana de la moda a principios de ese mismo año, notaron que las marcas de cosméticos estaban generando un gran *engagement* en Instagram. Acorde con este estudio, MAC Cosmetics es la marca más exitosa en ese período de tiempo, con casi 8.4 millones de interacciones. MAC Cosmetics es una de las marcas más reconocida en el sector de la cosmética, por lo que su éxito no es del todo inesperado, pero es interesante comparar sus cifras con otros nombres de la lista. TooFaced es la segunda marca en este ranking, la cual obtuvo 4.8 millones de interacciones en el mismo periodo y superó a MAC Cosmetics en la media de interacciones. Un desglose de los *posts* más famosos en ese periodo revela una gran mezcla de enfoques. La gran mayoría de las 25 publicaciones principales provienen de dos marcas, MAC Cosmetics y TooFaced, pero sus *feeds* muestran una clara diferencia en el enfoque. MAC Cosmetics, como otras marcas en ese ranking, tiene la ventaja de que sus productos tienden a tener diseños coloridos y llamativos. El atractivo visual con colores vivos e intensos atraen la atención al instante de sus usuarios en su propio muro. Esto, combinado con el reconocimiento de la marca y muchas de sus modelos, como las cantantes Halsey o Ariana Grande, atrae un gran interés hacia el perfil de la propia marca (Duffy, 2018).

3.6 Conclusiones

En el presente trabajo, utilizamos como marco conceptual el estudio mencionado anteriormente realizado por De Vries et al. (2012), diseñado para medir la popularidad de las marcas, especialmente el *customer engagement*, en las publicaciones de Facebook. Este modelo incluye los posibles factores descritos anteriormente, medidos a través de *likes* y comentarios. El motivo principal de utilizar este marco conceptual es la similitud entre Facebook e Instagram. Aún así, Instagram solo contiene las características de fotos y videos y en cambio, Facebook abarca muchas otras características (ver figura 8).

FIGURA 8: Posibles características en las publicaciones de Facebook

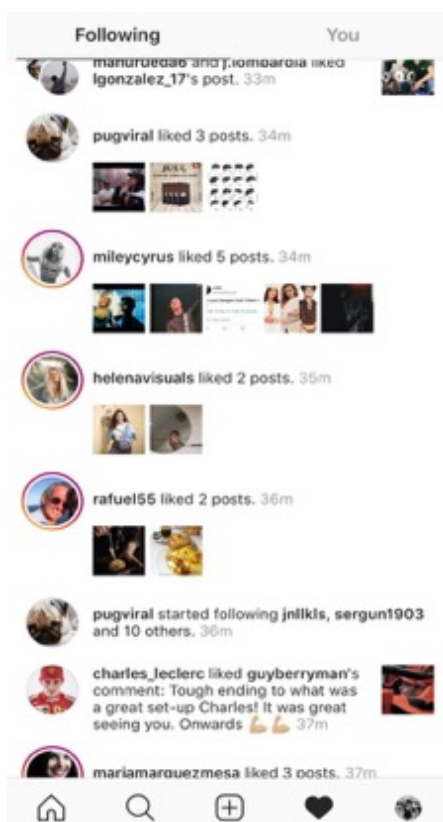


⁸FUENTE: [Perfil propio de Facebook](#)

Además, Facebook e Instagram miden de una manera muy similar su generación de *engagement*, especialmente midiendo *likes* y comentarios, aunque Facebook, por otro lado, también tiene la posibilidad de *sharing*. Esta funcionalidad es la más utilizada en los trabajos previos para el estudio del *engagement*. Desafortunadamente, Instagram no permite compartir publicaciones de otros usuarios en tu perfil, pero aún así, contiene una pestaña dentro de la propia aplicación que te permite ver con que contenidos interactúan los usuarios a los que sigues, es decir, que publicaciones dan *likes* o comentan las personas a las que sigues, ver figura 9. Por este motivo, la variable conocida como interactividad en el modelo de De Vries et al. (2012) no es contemplada en este modelo, ya que en el presente trabajo solo analizaremos el contenido visual de las publicaciones y no tendremos en cuenta características como *URLs*, votaciones o concursos. Esto se debe a que el objetivo principal es poder predecir qué contenido específico de las imágenes provocan al usuario dar *like*, por ello, este tipo de

características como votaciones o concursos, se podrían tener en cuenta en estudios posteriores para perfeccionar el modelo estudiado en el presente documento. Además, por este mismo motivo, las variables de posicionamiento y valencia de los comentarios tampoco serán tenidas en cuenta en este estudio, principalmente porque utilizaremos el número de *likes* como medida de *engagement* en Instagram, dejando los comentarios en un segundo plano para posibles revisiones de este modelo en el futuro. Los *likes* fueron utilizados como única medida de *engagement* en este trabajo ya que llevar a cabo un análisis exhaustivo de los comentarios de las publicaciones utilizadas en este modelo requeriría de unos recursos de los que no se disponía.

FIGURA 9: Pestaña *following*



⁹FUENTE: [Perfil propio de Instagram](#)

La elección de este estudio como marco conceptual también está basada en las recomendaciones de De Vries et al. (2012) en utilizar su estudio en otras redes sociales. Este marco conceptual también se apoyará en la literatura de Jahn y Kunz (2012), principalmente en las variables relativas a gratificación y relacionadas con el contenido, es decir, si las publicaciones son informativas o de carácter entretenido. Para este estudio, hemos tenido que adaptar el modelo expuesto por De Vries et al. (2012) al marco de Instagram y específicamente, a la industria de la cosmética y belleza. La siguiente tabla, figura 10, resume las variables que se han estudiado en el presente documento.

FIGURA 10: Tipos de variables del modelo

Viveza	Contenido	Gratificación
1) Imagen 2) Video	1) Género 2) Raza 3) Famoso 4) Tipología del rostro a) Facción b) Rostro entero 5) Tipo de producto a) Labios b) Ojos c) Rostro d) Otros 6) Tonalidad del producto a) Fantasía b) Básico 7) Sólo producto 8) Texto	1) Informativo 2) Entretenido

¹⁰FUENTE: Elaboración propia

3.6.1 Viveza

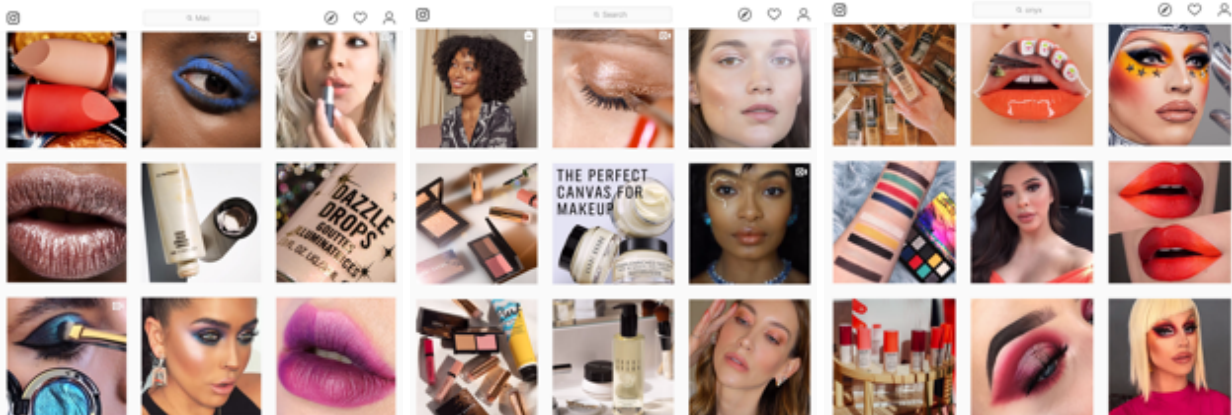
La viveza refleja la riqueza de las características de un *post* en su perfil de marca, es decir, es la medida en que un mensaje de marca estimula los diferentes sentidos (Steuer, 1992 citado en De Vries et al. 2012). Por ello, la viveza suele medirse en niveles de estimulación que proporciona un *post*, es decir, la viveza será mayor si se estimulan más sentidos, como la vista y el oído, es decir, los vídeos. De Vries et al. (2012), tras analizar su muestra de publicaciones de Facebook, descubrió que las publicaciones con mayor viveza, los vídeos, creaban mayor *engagement* en la comunidad, específicamente generando un mayor número de *likes*. Basándonos en este estudio, creemos que las publicaciones con vídeos estarán relacionadas positivamente con un mayor *engagement*, y por ello se estipula la siguiente hipótesis:

H1: Posts con mayor viveza tendrá un mayor impacto en la generación de engagement.

3.6.2 Contenido

El tipo de contenido más utilizado por las marcas de cosmética y belleza en Instagram son imágenes o videos sobre productos, rostros o facciones específicas de la cara como labios u ojos (ver figura 11).

FIGURA 11: Perfiles de Mac cosmetics, Bobbi Brown y NYX



¹¹FUENTE: www.instagram.com

Para formular una hipótesis respecto a este conjunto de variables, se ha revisado literaturas sobre autores que hayan estudiado cómo afecta el rostro en las imágenes publicadas en redes sociales. Bakhshi et al. (2014) realizó un estudio en Instagram sobre cómo las imágenes con rostros consiguen un mayor número de *likes* y comentarios. Para ello utilizaron un millón de imágenes de Instagram y analizaron no solo los rostros, sino también otras variables respecto a esta, como la edad o el género. El resultado de este estudio demostró que las imágenes con rostros tenían un 38% más de probabilidad de conseguir *likes* y un 32% más probable de ser comentadas (Bakhshi et al., 2014). Sin embargo, este estudio concluyó con que el número de rostros, la edad o el género no eran significativos. Basándonos en la información previa se supone que:

H2: Posts con presencia de rostros o partes de él, tendrán un mayor impacto en la generación de engagement en Instagram respecto a aquellos que solo presenten un producto.

3.6.3 Teoría de la Gratificación

En el modelo de De Vries et al. (2012), al igual que en el modelo de Jahn y Kunz (2012), consideran que el contenido informativo y entretenido son posibles *drivers* del *customer engagement*. El contenido informativo es utilizado en la industria de cosmética y la belleza mayormente en forma textual, haciendo referencia a las imágenes o vídeos publicados. Por otro lado, el contenido para el

entretenimiento es utilizado escasamente en esta industria. Las publicaciones de Instagram de las marcas de cosmética suelen representar sus productos y la aplicación de ellos, pero no utilizan contenido divertidos para interactuar con la comunidad. Estas dos variables han sido excluidas del modelo final. El contenido informativo, por ser utilizado en forma de texto, y el contenido entretenido por escasear en esta industria. El uso de estas dos variables sería irrelevante para los resultados del presente trabajo.

Este modelo busca investigar que características aumentan el número de *likes* y por consecuente generan mayor *engagement*, principalmente dentro de la industria de cosmética y belleza. Analizamos la marca MAC cosmetics, porque como se explica anteriormente, es la marca de cosmética con mayor *engagement* hasta el momento (Duffy, 2016). El presente estudio será el primero que sepamos en estudiar los drivers de *engagement* en esta industria, focalizándose principalmente en qué tipo de características hace a esta marca líder en la industria. Aún así, la industria está creciendo rápidamente, al igual que Instagram, una de las plataformas sociales con mayor crecimiento y un constante desarrollo (IAB, 2018).

4. INSTAGRAM COMO RED SOCIAL

4.1 Definición

Instagram es una aplicación gratuita para *smartphones* definida por *Cambridge Dictionary* como una red social para tomar, crear y compartir fotografías y vídeos. Instagram actúa como red social ya que permite a sus usuarios interactuar a través de imágenes y vídeos. Instagram permite a sus usuarios editar sus publicaciones agregando títulos, *hashtags*, filtros o *geotags* para indexar dichas publicaciones y hacerlas más visibles. Entre las causas que han propiciado su éxito se encuentran el contexto tecnológico y social en el que ha nacido, el éxito de la cultura visual, la cultura *selfie*, la rápida penetración de los *smartphones* y dispositivos móviles en general y las propias características y posibles usos de la aplicación (Silva, 2014).

Instagram es utilizada por las generaciones más jóvenes y atrae de una manera más directa que otras redes sociales a distintos grupos en la sociedad (Pons, 2018). Hoy en día, los jóvenes consumen más tiempo en Instagram que en Facebook (Pons, 2018). Solo un 36% de los jóvenes usan al menos una vez al mes la red social Facebook, una cifra que hace dos años se situaba en el 52%. Además, solo un 5% la tiene como preferida (Pons, 2018). Compartir imágenes ha hecho que la comunicación con amigos y grupos más amplios de usuarios sea más ideal, conveniente e interactiva. Los jóvenes de la sociedad actual que usan constantemente sus teléfonos móviles y comparten fotos al instante en redes sociales han propiciado estas consecuencias. Por lo tanto, muchas empresas tradicionales sin presencia en redes sociales han ido incorporando lentamente los servicios de estas en sus negocios para captar y comunicarse con sus clientes actuales y potenciales de manera más eficiente.

En 2018, según un estudio sobre la posición de Instagram como herramienta en marketing realizado por Later, una de las plataformas más utilizadas por las empresas para la planificación de contenidos en redes sociales, el *engagement* sigue siendo primordial en las estrategias comunicativas en dicha red. En este estudio, se puede observar que el 79% de las empresas clasifican el *engagement* como el factor más importante a la hora de evaluar posibles *influencers* para sus marcas. Por otro lado, la calidad de los seguidores ocupó el segundo lugar, elegido por el 70% de las empresas de la muestra. Además, este estudio también expone que cada día más empresas están utilizando anuncios para aumentar su alcance orgánico y superar el algoritmo de Instagram. Este algoritmo permite al usuario ver principalmente aquellas publicaciones de marcas con las que realizan más interacciones (*likes*, comentarios, clics en el perfil...). Las empresas intentan aumentar estas interacciones para aparecer altamente posicionadas en los *feeds* de sus *followers*. Las estadísticas muestran que los anuncios en *Instagram Stories* verán un mayor crecimiento, es más, el 30% de las empresas aumentarán sus anuncios en las historias, en comparativa con el 8% de empresas que lo hicieron en 2017 (Canning, 2019).

4.2 Funcionamiento

Instagram ofrece una conductividad social parecida a Twitter, ya que permite al usuario seguir a un número indefinido de otros usuarios. La red social de Instagram es asimétrica: un usuario A sigue a un usuario B, este usuario B no tiene por qué seguir al usuario A (Hu et al., 2014). Además, los usuarios tienen la posibilidad de modificar sus preferencias de privacidad de manera que sus publicaciones solo puedan ser vistas por los seguidores que dicho usuario haya aprobado.

Los usuarios interactúan en su mayoría mediante la visualización de una página principal, conocida como *feed*, que muestra el contenido más reciente compartido por los usuarios seguidos. Además, el usuario puede acceder a otra sección donde visualizar los contenidos más populares del momento.

En mayo de 2016, Instagram anunció el lanzamiento de nuevas herramientas para cuentas de empresas, incluyendo nuevos perfiles de empresa, análisis del contenido y la capacidad de convertir publicaciones en anuncios directamente desde la propia aplicación de Instagram.

4.3 Características y herramientas

4.3.1 Filtros

Instagram ofrece una serie de filtros fotográficos que los usuarios pueden aplicar a sus imágenes (Ver figura 12).

FIGURA 12: Filtros de Instagram



¹²FUENTE: <https://en.wikipedia.org/wiki/Instagram>

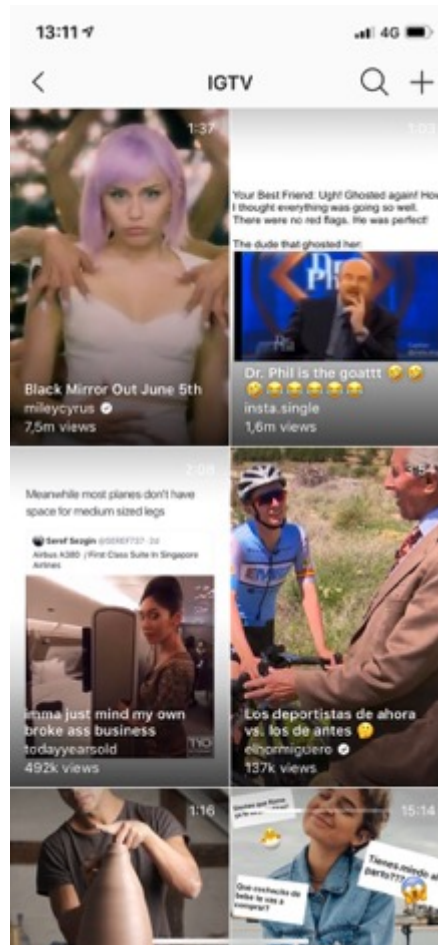
4.3.2 Vídeo

Inicialmente, Instagram era una aplicación para compartir solamente fotos, pero en junio de 2013, Instagram incorporó la posibilidad de 15 segundos de vídeo. En marzo de 2016, Instagram aumentó el límite de vídeo de 15 segundos a 60 segundos. En febrero de 2017, Instagram presentó los álbumes que permiten compartir hasta 10 minutos de vídeo en una sola publicación.

4.3.3 IGTV

IGTV es una aplicación de vídeo vertical lanzada por Instagram en junio de 2018. Esta funcionalidad también está disponible dentro de la aplicación y la página web de Instagram. *IGTV* permite vídeos de hasta 10 minutos de duración con un tamaño de hasta 650MB, los usuarios verificados pueden subir vídeos de hasta 60 minutos de duración con un tamaño de hasta 5.4GB.

FIGURA 13: IGTV

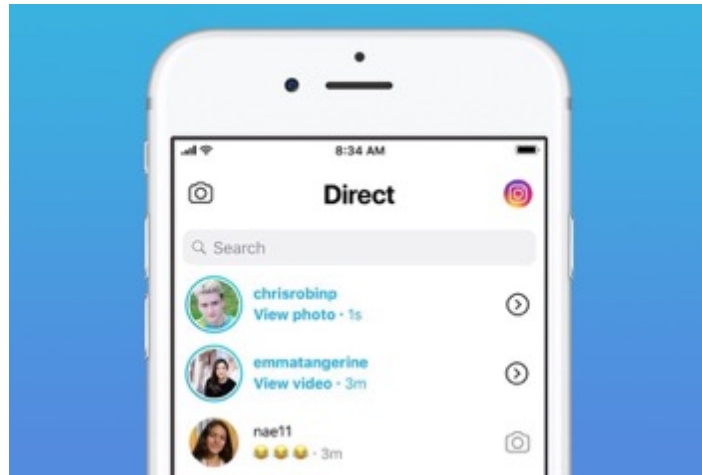


¹³FUENTE: <https://en.wikipedia.org/wiki/Instagram>

4.3.4 Instagram Direct

En diciembre de 2013, Instagram anunció *Instagram Direct*, una función que permite a los usuarios interactuar a través de mensajes privados.

FIGURA 14: Instagram Direct



¹⁴FUENTE: <https://clipset.20minutos.es/instagram-direct-beta-ios-android/>

4.3.4 Instagram Stories

En agosto de 2016, Instagram lanzó *Instagram Stories*, una característica que les permite a los usuarios hacer fotos, agregar efectos y filtros, y agregarlos a su historia de Instagram. Las imágenes subidas a la historia de un usuario son eliminadas después de 24 horas. En noviembre, Instagram agregó la funcionalidad de *live video* a *Instagram Stories*, permitiendo a los usuarios transmitir en directo, desapareciendo inmediatamente después de finalizar dicho vídeo.

FIGURA 15: Instagram Stories



¹⁵FUENTE: <https://buffer.com/library/instagram-stories>

5 METODOLOGÍA

5.1 Variables

La muestra utilizada en este trabajo consiste en una recopilación manual de los últimos *posts* publicados en su perfil de Instagram por la marca MAC cosmetics. 250 *posts* fueron analizados manualmente entre enero y mayo de 2019. La variable dependiente que analizaremos en este trabajo será el número de *likes* de cada publicación, para predecir la tasa de *engagement* en Instagram. Las variables independientes serán divididas en dos tipos: viveza y contenido. Estas variables independientes serán viveza (imagen o vídeo) y contenido (género, raza, tipología del rostro, tipo de producto, tonalidad del producto, presencia de famoso, sólo producto). En la figura 19 se especifican las categorías de las variables a estudiar, basadas como se explicó en el epígrafe 3.6, en las investigaciones previas realizadas por de Vries et al. (2012) y Jahn y Kunz (2012).

FIGURA 19: Categorías de la variable independiente Contenido

Contenido	Categorías
Género	Hombre o mujer.
Raza	Origen caucásico, asiático o negro.
Tipología del rostro	<i>Posts</i> donde aparecen una facción en concreto del rostro como labios u ojos o <i>posts</i> donde aparecen el rostro completo.
Tipo de producto	Productos referentes al rostro, los ojos, los labios u otros.
Tonalidad del producto	Maquillaje de fantasía (colores extravagantes) o maquillaje básico (del día a día).
Presencia de famoso	<i>Posts</i> donde aparecen referentes de esta industria o personajes reconocidos mundialmente.
Sólo producto	<i>Posts</i> donde sólo aparecen el mismo producto (ausencia de humanos).
Texto	Presencia o no de texto en la imagen publicada.

¹⁹FUENTE: Elaboración propia

Además, en la siguiente figura 20, se representa la forma de medición de las variables independientes o focales analizadas en el presente trabajo. Todas estas variables se incluyeron como variables ficticias o *dummies*, tales como el uso de fotos o vídeos, la presencia de mujer o hombre o los tipos de maquillaje (fantasía o básicos) utilizados en las publicaciones analizadas.

Finalmente, la única variable dependiente que es objeto de estudio es el número de *likes* ya que se ha demostrado que es la variable en Instagram más importante a tener en cuenta la cual influye en la generación de *engagement* en esta misma red social.

FIGURA 20: Variables independientes y sus mediciones

Variable	Forma de medición
Foto	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Video	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Mujer	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Hombre	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Sólo producto	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Caucásico	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Negro	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Asiático	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Facción ¹	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Solo rostro	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Labios	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Ojos	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Rostro	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Otros ²	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Famoso ³	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Fantasía ⁴	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Básico ⁵	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí
Texto	Presencia de la variable: 0=No; 1=Sí

²⁰FUENTE: Elaboración propia

Esta muestra fue codificada de manera manual. Todas las variables enumeradas son variables *dummies*, esto quiere decir que serán codificadas como 1 si la variable está presente y 0 en el caso contrario.

¹ Los *posts* con facciones de brazos también se incluyeron esta categoría.

² Productos como cremas hidratantes, desmaquillantes, etc.

³ La mayoría fueron maquilladores o fotógrafos. Más de 5000 seguidores fueron codificados como famosos.

⁴ Colores llamativos y extravagantes como verdes, amarillos, morados, etc.

⁵ Se incluyeron colores de la paleta *nude*, además del color rojo, ya que se cree que es un color muy utilizado por la población femenina.

5.2 Muestra y muestreo

En este estudio, la muestra utilizada consiste en una recopilación manual de los últimos *posts* publicados en su perfil de Instagram por la marca MAC cosmetics. Estas publicaciones corresponden a las fechas entre enero y mayo de 2019, más específicamente entre el 11 de enero y 15 de mayo.

Las publicaciones fueron exportadas por la plataforma online popster.us, una herramienta que permite analizar el contenido en redes sociales, tales como Facebook, Twitter, Pinterest o Instagram. Aproximadamente, MAC cosmetics publica dos *posts* corporativos por día, dando lugar al estudio de los 5 primeros meses de este año 2019, analizando consecuentemente una muestra lo suficientemente grande para ser significativa, con un error muestral de aproximadamente un 6%.

5.3 Análisis

El análisis ha combinado univariable, bivariante (diferencia de medias) y regresión lineal. Los datos han sido examinados con la plataforma de software IBM SPSS.

6 RESULTADOS

En primer lugar, se ha realizado un análisis descriptivo. Como se puede apreciar en la figura 21, la única variable que no se utilizará en futuros análisis debido a que su promedio es un número muy cerca de cero, es la variable *Otros* con una media de 4%. Además, hay que destacar la desviación típica de la variable *likes* (58981,253), lo que significa que hay una gran variedad entre el número de *likes* de las publicaciones.

FIGURA 21: Análisis descriptivo

Variable	Promedio	Desviación típica
Foto	0,66	0,476
Vídeo	0,34	0,476
Mujer	0,66	0,475
Hombre	0,11	0,311
Solo producto	0,40	0,490
Caucásico	0,47	0,500
Negro	0,25	0,435
Asiático	0,17	0,378
Facción	0,34	0,476
Solo rostro	0,37	0,484
Labios	0,70	0,459
Ojos	0,56	0,498
Rostro	0,39	0,489
Otros	0,04	0,206
Famoso	0,24	0,428
Fantasía	0,46	0,500
Básico	0,57	0,496
Texto	0,28	0,450
<i>Likes</i>	59569,03	58981,253

²¹FUENTE: Elaboración propia

Previamente al análisis de los datos recogidos manualmente, es importante también analizar en qué medida aparecen las variables independientes respecto a los *posts* analizados, es decir, su promedio. Como se puede observar, respecto a la variable *viveza*, se puede apreciar que las imágenes están representadas en un 66% comparado con un 34% de vídeos. Estas dos variables, presentan un problema de multicolinealidad, como muestra la tabla de correlación que se explicará después, que se tendrá en cuenta en los siguientes estudios. Adicionalmente, respecto a la variable *contenido* podemos observar que la presencia de *mujer* está representada por un 66% mientras que *hombre* solo es observado en un

11% de la muestra. Respecto al *tipo de producto* se puede apreciar, que el producto más utilizado en la muestra analizada son los relativos a los labios con un promedio de 70%, seguido de ojos con un 56% y rostro con un 39%. La categoría *raza* está liderada por la variable *caucásico* que está representada en un 47% de los *posts*. Por otro lado, respecto a la categoría *tipo de maquillaje*, la variable *básico* está representada en un 57% seguida de *fantasía* en un 46%. Con respecto al resto de variable, se puede concluir con que están presente, pero con una menor frecuencia.

En segundo lugar, se ha realizado una matriz de correlación para analizar la relación que existe entre todas las variables independientes además de nuestra variable objetivo *likes*. Como se puede observar en el anexo 1, la matriz de correlación demuestra que las variables pertenecientes a la categoría *viveza*, afectan de manera inversa al número de *likes*. Las imágenes aumentan el número de *likes*, pero, sin embargo, los vídeos tienen una correlación negativa con la generación de *engagement*. Las variables *viveza* representan un problema de multicolinealidad ya que están codificadas de manera inversa, es decir, si una publicación es una fotografía no puede ser un vídeo y viceversa. Por ello, su correlación con la generación de *engagement* en este modelo será inversamente proporcional. Por otro lado, las variables *mujer*, *hombre* y *solo productos* también representan una alta colinealidad, ya que la mayoría de *posts* donde no aparecían seres humanos, solía aparecer solo el producto. Además, en la variable *raza* también se ha podido observar altos valores de multicolinealidad entre las distintas subvariables como *caucásico*, *negro* y *asiático*. Esta matriz, además de reflejar los problemas sobre combinaciones lineales entre las variables estipuladas en el modelo, también sirve para tener una primera impresión sobre que variables independientes afectan positiva o negativamente la variable objetivo. En el anexo 1, podemos observar que además de la variable *video*, las variables *ojos*, *solo rostro*, *rostro*, *famosos*, *fantasía*, *texto*, *raza* y *género* están correlacionadas negativamente con el número de *likes*.

Debido a los problemas de multicolinealidad y que, en muchas variables, una categoría es la alternativa de la otra, se realizó primero un análisis de diferencia de medias de las variables que afectan en mayor medida al número de *likes*, para observar qué variables son significativas para añadir a nuestra regresión final. En los anexos 2 y 3, se analiza la variable *foto*. En este análisis de diferencia de medias, también conocido como *t-test*, se observa que la variable *foto* además de aumentar el número de *likes* como se ha mencionado anteriormente, es una variable significativa ($p\text{valor} = 0.000$). Por lo contrario, en los anexos 4 y 5, se ha observado que la variable *video* no es significativa para la regresión. En los anexos 6 y 7, se analiza la variable *mujer*, la cual tampoco serán significativa para nuestra regresión, ya que, aunque aumente el número de comentarios, no es significativa para el número de *likes*; en cambio, la variable *hombre* reflejada en los anexos 8 y 9, afecta de manera inversa al número de comentarios, disminuyéndolos, y, además, disminuye el número de *likes*, reflejándose en el análisis de diferencias de medias como una variable significativa, debido a su intervalo de confianza. En los anexos 10, 11, 12 y 13, se estudian dos de las categorías de la variable *raza*. En los dos primeros anexos

se puede observar que la variable *negro* si es significativa en la regresión pero que la variable *asiática* no lo es. En los anexos 14 y 15, se observa que la variable independiente *solo rostro* tampoco es significativa en la muestra. Dentro de las categorías de la variable *tipo de producto*, en los anexos 16, 17, 18, 19, 20 y 21, se puede observar que los productos relacionados con rostro y labios son significativos, sin embargo, los productos relativos a los ojos si es significativa en el análisis de diferencia de medias (o *t-test*). En los anexos 22 y 23, la variable *famoso* está representada de manera significativa en la muestra, además de disminuir el número de *likes*. Las variables pertenecientes a las categorías de *tipo de maquillaje* son estudiadas en los anexos 24, 25, 26 y 27. Las variables *fantasía* y *básico* también son significativas en la muestra, debido al valor representando en su intervalo de confianza de la diferencia. Finalmente, en los anexos 28 y 29, se puede observar que además de disminuir el número de *likes*, la variable *texto* también será representativa en la muestra. A continuación, en la figura 22 se puede observar una tabla resumiendo las variables significativas y cómo han influido en el número promedio de *likes*.

FIGURA 22: Variables significativas

VARIABLES	Si presente, número promedio de likes	Si ausente, número promedio de likes
Foto	73036,46	33886,94
Hombre	26055,48	63626,72
Negro	46014,56	64135,51
Solo rostro	49271,58	65668,79
Labios	64788,85	47389,44
Ojos	43842,29	79262,87
Rostro	49408,78	66119,72
Famoso	36433,23	66875,07
Fantasía	42348,03	74476,76
Básico	73455,19	41010,89
Texto	25156,19	72951,80

²²FUENTE: Elaboración propia

Finalmente, se ha realizado un modelo de regresión lineal, incluyendo todas las variables que han sido significativas en el *t-test*. Además, aunque se ha estipulado la variable *video* como no significativa, se ha constituido otro modelo, sustituyendo la variable *foto* por *video* puesto que son dos variables multicolineales.

Este modelo (figura 23) incluye *likes* como variable dependiente y a las variables *famoso*, *facción*, *labios*, *básico*, *solo producto*, *foto*, *negro*, *ojos*, *texto*, *rostro*, *solo rostro* y *mujer* como predictores. El valor de $F = 8,077$ tiene un p-valor menor que el intervalo escogido de confianza (95%) por lo tanto, se concluye que la dependencia lineal es estadísticamente significativa, es decir, este modelo es adecuado, existiendo una relación significativa entre las variables. La figura 24, representa los coeficientes de la recta de regresión. Esta tabla refleja las variables que mejores explican nuestra variable dependiente, es decir, aquellas variables que mejor explican el número de *likes* de una publicación. Teniendo en cuenta los valores de beta y un nivel de confianza del 95% las variables *foto*, *básico* y *solo producto* son significativas y aumentan la generación de *engagement* respectivamente. Por otro lado, las variables significativas y que influyen negativamente a la generación de *engagement*, reduciendo el número de *likes* son las variables *texto*, *rostro* y *ojos*.

FIGURA 23: Resumen modelo 1

R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Regresión	
				F	Sig.
0,555	0,308	0,270	50400,179	8,077	0,000
Predictores: (Constante), Famoso, Facción, Labios, Básico, Solo producto, Foto, Negro, Ojos, Texto, Hombre, Rostro, Solo rostro, Mujer					

²³FUENTE: Elaboración propia

FIGURA 24: Variables modelo 1

Variabes	Beta	Sig.⁶
(Constante)		0,064
Hombre	0,082	0,261
Negro	-0,023	0,723
Básico	0,213	0,000
Texto	-0,280	0,000
Solo rostro	0,008	0,923
Labios	0,031	0,606
Rostro	-0,156	0,032
Ojos	-0,148	0,042
Mujer	0,113	0,305
Foto	0,291	0,000
Solo producto	0,169	0,037
Facción	0,048	0,567
Famoso	0,002	0,977

²⁴FUENTE: Elaboración propia

Por último, hemos repetido dicho modelo, sustituyendo *foto* por *video* como se ha mencionado previamente. De esta manera, se ha verificado que la variable *video* en las figuras 25 y 26 influye negativamente el número de *likes*, reflejando, en la figura 26, una beta con un valor del -29%.

FIGURA 25: Resumen modelo 2

R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Regresión	
				F	Sig.
0,555	0,308	0,270	50400,179	8,077	0,000
Predictores: (Constante), Video, Básico, Mujer, Rostro, Labios, Hombre, Texto, Negro, Ojos, Famoso, Facción, Solo producto, Solo rostro					

²⁵FUENTE: Elaboración propia

⁶ Intervalo de confianza del 95%

FIGURA 26: Variables modelo 2

Variables	Beta	Sig.⁷
(Constante)		0,064
Hombre	0,082	0,261
Negro	-0,023	0,732
Básico	0,213	0,000
Texto	-0,280	0,000
Solo rostro	0,008	0,923
Labios	0,031	0,606
Rostro	-0,156	0,032
Ojos	-0,148	0,042
Mujer	0,113	0,305
Solo producto	0,169	0,037
Facción	0,048	0,567
Famoso	0,002	0,977
Vídeo	-0,291	0,000

²⁶FUENTE: Elaboración propia

Ambos modelos tienen un R cuadrado ajustado (o coeficiente de determinación) de un 27% lo que indica que este modelo tiene bajo valores predictivos. Este resultado es razonable teniendo en cuenta que solo se ha estudiado un grupo reducido de características relativas al contenido visual, sin analizar las variables relativas al texto u otras variables utilizadas en modelos anteriores como contenido informativo o entretenido (Jahn y Kunz, 2012).

⁷ Intervalo de confianza del 95%

7 DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

El objetivo principal de este trabajo era investigar qué elementos visuales afectaban a la generación de *engagement* en la red social Instagram, específicamente en la industria de la belleza y cosmética. De Vries et al., (2012) y Jamieson (2006) estipularon que las publicaciones con mayor viveza, es decir, aquellas donde utilizásemos un mayor número de sentidos, como los vídeos (vista y oído) estaban asociadas con un mayor número de likes, lo que es inconsistente con este trabajo de investigación. Este modelo ha demostrado de manera empírica, analizando 250 *posts* de la marca líder con mayor *engagement* de esta industria (Statista, 2018) que las fotografías aumentan en un 30% el número de *likes* en las publicaciones de Instagram. Por lo tanto, los resultados están parcialmente explicados por la hipótesis 1 (H1), la cual exponía que los *posts* con mayor viveza (vídeos) tendrían un mayor impacto en la generación de *engagement*. Este resultado puede ser explicado porque los usuarios de Instagram están más motivados por las fotografías que por vídeos, aunque también puede deberse a la antigüedad de las mismas respecto a la novedad del uso de vídeos en esta red social. Además, este resultado expone que existe diversidad entre las distintas plataformas sociales, demostrando una gran diferencia respecto a la generación de *engagement* en Facebook.

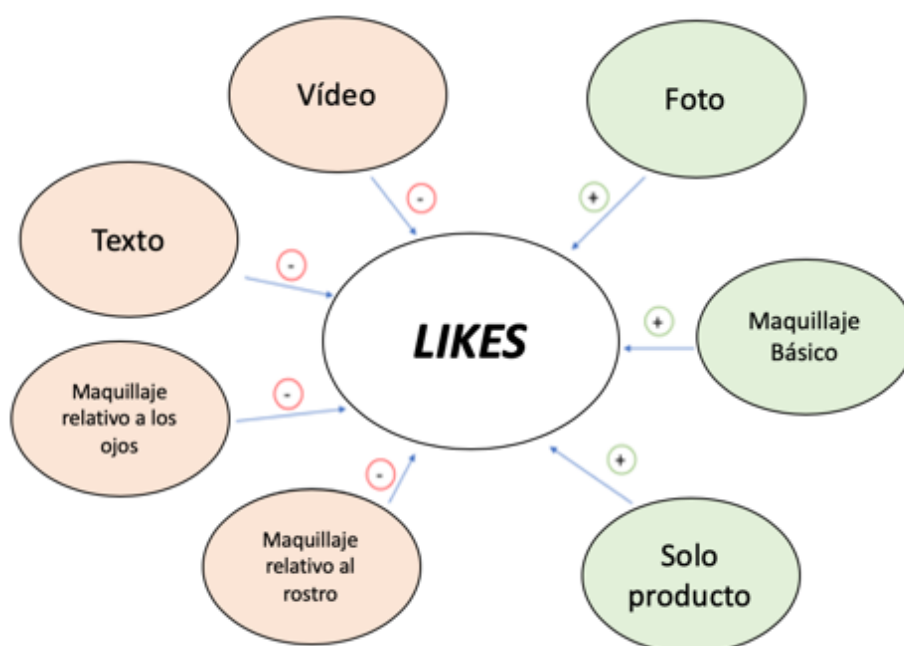
Respecto a la variable *tipología del rostro*, este modelo expone que el uso de rostros o facciones de este no aumenta el número de *likes* en esta industria, siendo incongruente con las conclusiones expuestas por Bakhshi et al. (2014). Asimismo, los resultados también están parcialmente explicados por la hipótesis 2 (H2), la cual exponía que los *posts* con rostros o facciones del rostro tendrían un mayor número de *likes*. Concretamente, este modelo ha demostrado que la variable *solo producto*, además de ser significativa, también impactará positivamente en la generación de *engagement* en Instagram, aumentando el número de *likes*. Finalmente, la otra variable que se ha demostrado que aumenta el número de *likes* en esta industria, es la variable *básico*. Este resultado resulta intuitivo, porque los consumidores quieren ver en las redes sociales de esta industria, los productos que ellos pueden usar en su día a día, es decir, el uso de colores *nudes* o básicos crean un mayor *engagement* puesto que los usuarios no solo interactúan con la marca, sino que también compran estos productos, haciendo líder a MAC cosmetics en la industria de belleza y cosmética.

Por otro lado, además de la variable *video*, este modelo ha demostrado empíricamente que las variables *texto*, *ojos* y *rostro* disminuyen el número de *likes* en Instagram. Al ser una red social basada en la publicación de imágenes y vídeos es lógico que el uso de texto como contenido para compartir impacte negativamente a la generación de *engagement*, ya que los usuarios de Instagram buscan un contenido visual para compartir. Las publicaciones que comparten un contenido relativo al maquillaje de ojos y rostros disminuyen el número de *likes*, sin embargo, es contra intuitivo que el uso de pintalabios no

aumente el número de *likes*, ya que, de los 250 *posts* analizados, los diez *posts* con un mayor número de *likes* eran aquellos que usaban este tipo de productos.

Finalmente, se ha decidido realizar un modelo visual (ver figura 23) para establecer de una manera clara qué variables han resultado significativas en la generación de *engagement* en el perfil de Instagram de la marca MAC cosmetics. En el lado izquierdo, en naranja, tenemos aquellas variables que impactan negativamente en la generación de *engagement*, y en el lado derecho, se puede observar en verde, aquellas variables que aumentan el número de *likes*.

FIGURA 22: Conclusión del modelo



²²FUENTE: Elaboración propia

El presente trabajo ha aportado información útil sobre cómo las marcas de la industria y la cosmética pueden generar un mayor *engagement* en Instagram. Aunque la muestra solo pertenezca a una de las marcas de este sector, estas variables pueden ser extrapolables a otras marcas dentro de la misma industria, ya que se supone que los consumidores de marcas de un mismo sector comparten características básicas. Este trabajo de investigación no sólo contribuye a la literatura previa en esta red social, sino que también contribuirá a la literatura de otras redes sociales, y a la literatura de estrategias comunicativas dentro del sector de la cosmética. Además, este estudio también señala un vacío en la literatura sobre esta red social, motivando a futuros analistas a utilizar los resultados expuestos en este trabajo, para profundizar en la manera de generar *engagement*, pudiendo utilizar también este modelo en otros sectores.

Finalmente, este modelo recomienda a las marcas del sector de cosmética y belleza los siguientes consejos dentro de sus estrategias comunicativas en la red social Instagram:

- a) Utilizar principalmente fotografías.
- b) Utilizar los propios productos en las publicaciones aumentará el número de *likes*.
- c) El uso de maquillajes con tonalidades que puedan ser utilizadas en el día a día aumentará las interacciones con los usuarios, creando una sensación más cercana hacia tus *followers*.
- d) Extender las pautas sobre generación de contenidos propios (BGC), creando contenido visuales basados en el uso de fotografías con productos de tonalidades básicas, disminuyendo el número de *posts* con texto y maquillaje de ojos u rostros.
- e) Por último, las marcas tendrán que tener en cuenta temas éticos sobre discriminación por motivo de raza o color de piel, y aunque no generen más *engagement* deberán seguir incluyendo este tipo de contenido en sus redes sociales.

7.1 Limitaciones y futuras recomendaciones

El presente documento presenta una serie de limitaciones. Como se ha mencionado en el epígrafe 3, la codificación manual de las variables supone un análisis, a veces subjetivo de las publicaciones. Aunque se hayan aclarado las posibles dudas en las publicaciones analizadas, estas variables pueden ser codificadas de manera distinta en futuras investigaciones. Por ejemplo, podrán existir autores que quieran codificar el color rojo como un color llamativo y por lo tanto bajo la variable *fantasía*, pero en este trabajo se ha decidido hacer la diferenciación entre fantasía y básico basándose en tonalidades que se usen o no, y actualmente, bastante población, especialmente las mujeres, utilizan estas tonalidades en sus pintalabios. Otra de las limitaciones que expone este trabajo, es la limitación al contexto visual, es decir, este trabajo solo se centra en los elementos visuales de la imagen, sin tener en cuenta el propio texto de cada publicación, *mentions* o *hashtags*, es por ello, que el presente documento podrá ser utilizado en posteriores investigaciones para un estudio más exhaustivo de todas las variables que afectan en una publicación en Instagram. Además, cabe destacar que el tamaño de la muestra es reducido, es por ello por lo que existe la necesidad de ampliar este estudio, aumentando la muestra, introduciendo otras variables (visuales y textuales) y analizando la generación de *engagement* en otras industrias para comprobar si se replican los resultados.

8 BIBLIOGRAFÍA

- Arnhold, Ulrike. *User Generated Branding: Integrating User Generated Content into Brand Management*. Gabler, 2010.
- Bakhshi, Saeideh, et al. "Faces Engage Us: Photos with Faces Attract More Likes and Comments on Instagram." *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2014, pp. 965–974.
- Brodie, R.J., Hollebeek, L.D., Biljana, J. y Ilic, A. (2011a). Customer engagement: conceptual domain, fundamental propositions, and implications for research, *Journal of Service Research*, Vol. 14 (3), 252-71.
- Brodie, R.J., Ilic, A., Biljana, J. y Hollebeek, L. (2011b). Consumer engagement in a virtual brand community: an exploratory analysis, *Journal of Business Research*, Vol. 66 (1), 105-114.
- Burmann, Christoph. "A Call for 'User-Generated Branding'.(Editorial)." *Journal of Brand Management*, vol. 18, no. 1, 2010.
- Canning, Nikki. "9 Ways to Increase Instagram Engagement in 2019." *Later Blog*, 28 Jan. 2019, later.com/blog/how-to-increase-instagram-engagement/.
- De Vries, Gensler, & LeeFlang. "Popularity of Brand Posts on Brand Fan Pages: An Investigation of the Effects of Social Media Marketing." *Journal of Interactive Marketing*, vol. 26, no. 2, 2012, pp. 83–91.
- Doorn, Jenny van, et al. Customer Engagement Behavior: Theoretical Foundations and Research Directions. *Journal of Service Research*, vol. 13, no. 3, Aug. 2010, pp. 253-266.
- Doorn, Jenny van. Comment: Customer Engagement: Essence, Dimensionality, and Boundaries. *Journal of Service Research*, vol. 14, no. 3, Aug. 2011, pp. 280–282.
- Duffy, Grace. "How Cosmetic Brands Drive Huge Engagement on Instagram -." *NewsWhip*, 16 Mar. 2018, www.newswhip.com/2016/05/cosmetics-brands-drive-engagement-instagram/.
- Epsilon Technologies, Gestazion, IAB Spain. Observatorio de marcas en Redes Sociales (2018).

- Gordon, Kyle. "Topic: Beauty Content on Social Media." *Www.statista.com*, www.statista.com/topics/2381/beauty-brands-on-social-media/.
- Harcup, Tony, and Deirdre O'neill. "What Is News?" *Journalism Studies*, vol. 18, no. 12, 2017, pp. 1470–1488
- Hewitt, Michael. "MAC Cosmetics Runaway Leader in Cosmetics Social Engagement Report." *Stickyeyes*, 23 Apr. 2014, www.stickyeyes.com/2014/04/23/mac-cosmetics-runaway-leader-in-cosmetics-social-engagement-report/.
- Hollebeek, Linda. "Exploring Customer Brand Engagement: Definition and Themes." *Journal of Strategic Marketing*, vol. 19, no. 7, 2011, pp. 555–573.
- Hu, Yuheng, Lydia Manikonda, and Subbarao Kambhampati. "What we instagram: A first analysis of instagram photo content and user types." *Eighth International AAAI conference on weblogs and social media*. 2014.
- Jaakkola, Elina, and Matthew Alexander. "The Role of Customer Engagement Behavior in Value Co-Creation: A Service System Perspective." *Journal of Service Research*, vol. 17, no. 3, 2014, pp. 247–261.
- Jahn, B. & Kunz, W. "How to Transform Consumers into Fans of Your Brand." *Journal of Service Management*, vol. 23, no. 3, 2012, pp. 344–361.
- Jamieson, Harry. *Visual Communication: More than Meets the Eye*. 2006.
- Keller, K. L., Apéria, T., & Georgson, M. *Strategic Brand Management a European Perspective*. 2012.
- Kolowich, Lindsay. "The Anatomy of a Perfect Instagram Profile." *HubSpot Blog*, 17 Jan. 2019, blog.hubspot.com/marketing/optimized-instagram-profile.
- Kumar, V, and Anita Pansari. Competitive Advantage Through Engagement. *JMR, Journal of Marketing Research*, vol. 53, no. 4, 2016, pp. 497–514.

- Lobschat, L., Rangaswamy, A., & Skiera, B. (2010). The impact of new media on customer relationships. *Journal of service research*, 13(3), 311-330.
- Łopaciuk, A., & Łoboda, M. Global beauty industry trends in the 21st century. Management, Knowledge and Learning International Conference, 2013.
- Lynn M. Zoch, and Dustin W. Supa. "Dictating the News: Understanding Newsworthiness from the Journalistic Perspective." *Public Relations Journal*, vol. 8, no. 1, 2014, pp. Public Relations Journal, 01 April 2014, Vol.8(1).
- Manzanaro , Carmen Valor & Juan Diego Paredes-Gázquez (2018) Retweet if you please! Do news factors explain engagement?, *Journal of Marketing Communications*, 24:4, 375-392.
- Morales, Eduardo. "How To Measure Engagement Rates on Instagram and Why It's Important." *Medium*, Medium, 22 Feb. 2019, medium.com/@edmo_nyc/how-to-measure-engagement-rates-on-instagram-and-why-its-important-d368486a984a.
- O'Neill, Deidre, and Tony Harcup. 2009. "News Values and Selectivity". In Pansari, Anita, and V. Kumar. *Customer Engagement: the Construct, Antecedents, and Consequences*. *Journal of the Academy of Marketing Science*, vol. 45, no. 3, 2017, pp. 294–311.
- Pons, Paula. "Instagram Reina Entre Los Adolescentes, Que Abandonan Snapchat y Facebook." *La Vanguardia*, 24 Oct. 2018, www.lavanguardia.com/tecnologia/20181024/452524453682/instagram-facebook-snapchat-redes-sociales-estudio-adolescentes-jovenes-tecnologia-portada.html.
- Roncha, Ana, and Natascha Radclyffe-Thomas. "How TOMS' 'One Day without Shoes' Campaign Brings Stakeholders Together and Co-Creates Value for the Brand Using Instagram as a Platform." *Journal of Fashion Marketing and Management*, vol. 20, no. 3, 2016, pp. 300–321.
- Sehl, Katie. "6 Ways to Calculate Engagement Rate on Social Media." *Hootsuite Social Media Management*, 11 Apr. 2019, blog.hootsuite.com/calculate-engagement-rate/.

- Shen, B. & Bissell, K. "Social Media, Social Me: A Content Analysis of Beauty Companies' Use of Facebook in Marketing and Branding." *Journal of Promotion Management*, vol. 19, no. 5, 2013, pp. 629–651.
- Smith, Andrew N., et al. "Differences in Brand-Related User-Generated Content Across Three Social Media Sites: An Inductive Content Analysis." *Advances in Consumer Research*, vol. 39, Oct. 2011, pp. 766–767
- Stanoevska-Slabeva K. Die Potenziale des Web 2.0 für das Interaktive Marketing. In: Belz C., Schögel M., Arndt O., Walter V. (eds) *Interaktives Marketing*. Gabler, 2008.
- Ting, H., Wong, W. P. M., de Run, E. C., and Lau, S.Y. C. "Beliefs about the Use of Instagram: An Exploratory Study", *International Journal of Business and Innovation*, Vol. 2 No. 2, 2015, pp. 15-31.

9 ANEXO

ANEXO I: Matriz de Correlación																				
		Like	Foto	Video	Mujer	Hombre	Solo producto	Caucásico	Negro	Asiático	Facción	Solo rostro	Labios	Ojos	Rostro	Otros	Famoso	Fantasia	Básico	Texto
Like	Correlación de Pearson	1	,316**	-,316**	-,075	-,198**	,043	-,072	-,134'	-,110	,035	-,135'	,135'	-,299**	-,139'	-,017	-,221**	-,272**	,273**	-,365**
	Sig. (bilateral)		,000	,000	,239	,002	,495	,257	,035	,081	,581	,033	,032	,000	,028	,793	,000	,000	,000	,000
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Foto	Correlación de Pearson	,316**	1	-,1000**	-,111	-,263**	-,240**	-,165**	-,200**	-,228**	-,149'	-,157'	,169**	-,071	,133'	,073	-,165**	-,137'	-,031	-,411**
	Sig. (bilateral)	,000		,000	,080	,000	,000	,009	,001	,000	,018	,013	,007	,264	,036	,249	,009	,031	,628	,000
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Video	Correlación de Pearson	-,316**	-,1000**	1	,111	,263**	,240**	,165**	,200**	,228**	,149'	,157'	-,169**	,071	-,133'	-,073	,165**	,137'	,031	,411**
	Sig. (bilateral)	,000	,000		,080	,000	,000	,009	,001	,000	,018	,013	,007	,264	,036	,249	,009	,031	,628	,000
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Mujer	Correlación de Pearson	-,075	-,111	,111	1	,059	-,627**	,572**	,378**	,305**	,466**	,465**	,120	,327**	,092	-,217**	,265**	,109	-,041	,015
	Sig. (bilateral)	,239	,080	,080		,350	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,059	,000	,147	,001	,000	,085	,523	,813
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Hombre	Correlación de Pearson	-,198**	-,263**	,263**	,059	1	,061	,319**	,362**	,115	,046	,079	,031	,259**	,222**	-,075	,529**	,167**	-,168**	,386**
	Sig. (bilateral)	,002	,000	,000	,350		,338	,000	,000	,070	,465	,214	,626	,000	,000	,240	,000	,008	,008	,000
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Solo producto	Correlación de Pearson	,043	-,240**	,240**	-,627**	,061	1	-,333**	-,093	-,087	-,139'	-,302**	-,059	-,182**	-,097	,185**	-,168**	,034	,138'	,187**
	Sig. (bilateral)	,495	,000	,000	,000	,338		,000	,142	,169	,028	,000	,354	,004	,125	,003	,008	,594	,029	,003
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Caucásico	Correlación de Pearson	-,072	-,165**	,165**	,572**	,319**	-,333**	1	-,009	-,003	,350**	,273**	,002	,257**	,068	-,084	,336**	,140'	-,080	,201**
	Sig. (bilateral)	,257	,009	,009	,000	,000	,000		,888	,967	,000	,000	,978	,000	,285	,186	,000	,027	,209	,001
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Negro	Correlación de Pearson	-,134'	-,200**	,200**	,378**	,362**	-,093	-,009	1	,077	,278**	,106	,119	,129'	,100	-,080	,278**	,162'	-,075	,274**
	Sig. (bilateral)	,035	,001	,001	,000	,000	,142	,888		,224	,000	,094	,061	,041	,114	,210	,000	,010	,236	,000
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Asiático	Correlación de Pearson	-,110	-,228**	,228**	,305**	,115	-,087	-,003	,077	1	,161'	,219**	,021	,301**	,068	-,046	,191**	,044	,051	,212**
	Sig. (bilateral)	,081	,000	,000	,000	,070	,169	,967	,224		,011	,000	,743	,000	,282	,468	,002	,493	,418	,001
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Facción	Correlación de Pearson	,035	-,149'	,149'	,466**	,046	-,139'	,350**	,278**	,161'	1	-,209**	-,040	-,048	-,409**	-,073	-,032	,154'	-,054	,186**
	Sig. (bilateral)	,581	,018	,018	,000	,465	,028	,000	,000	,011		,001	,525	,453	,000	,249	,611	,015	,392	,003
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Solo rostro	Correlación de Pearson	-,135'	-,157'	,157'	,465**	,079	-,302**	,273**	,106	,219**	-,209**	1	,088	,455**	,382**	-,165**	,401**	-,003	,047	-,074
	Sig. (bilateral)	,033	,013	,013	,000	,214	,000	,000	,094	,000	,001		,163	,000	,000	,009	,000	,968	,460	,241
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Labios	Correlación de Pearson	,135'	,169**	-,169**	,120	,031	-,059	,002	,119	,021	-,040	,088	1	-,128'	,168**	-,200**	,041	-,004	,157'	-,097
	Sig. (bilateral)	,032	,007	,007	,059	,626	,354	,978	,061	,743	,525	,163		,043	,008	,001	,520	,956	,013	,125
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250

Ojos	Correlación de Pearson	-.299**	-.071	.071	.327**	.259**	-.182**	.257**	.129*	.301**	-.048	.455**	-.128*	1	.388**	-.083	.389**	.315**	-.269**	.127*
	Sig. (bilateral)	.000	.264	.264	.000	.000	.004	.000	.041	.000	.453	.000	.043		.000	.191	.000	.000	.000	.045
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Rostro	Correlación de Pearson	-.139*	.133*	-.133*	.092	.222**	-.097	.068	.100	.068	-.409**	.382**	.168**	.388**	1	.067	.297**	.009	.065	-.081
	Sig. (bilateral)	.028	.036	.036	.147	.000	.125	.285	.114	.282	.000	.000	.008	.000		.288	.000	.891	.304	.202
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Otros	Correlación de Pearson	-.017	.073	-.073	-.217**	-.075	.185**	-.084	-.080	-.046	-.073	-.165**	-.200**	-.083	.067	1	-.121	-.121	.107	.040
	Sig. (bilateral)	.793	.249	.249	.001	.240	.003	.186	.210	.468	.249	.009	.001	.191	.288		.057	.055	.092	.529
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Famoso	Correlación de Pearson	-.221**	-.165**	.165**	.265**	.529**	-.168**	.336**	.278**	.191**	-.032	.401**	.041	.389**	.297**	1	.134*	-.139*	.296**	
	Sig. (bilateral)	.000	.009	.009	.000	.000	.008	.000	.000	.002	.611	.000	.520	.000	.000		.034	.028	.000	
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Fantasía	Correlación de Pearson	-.272**	-.137*	.137*	.109	.167**	.034	.140*	.162*	.044	.154*	-.003	-.004	.315**	.009	1	.134*	-.800**	.170**	
	Sig. (bilateral)	.000	.031	.031	.085	.008	.594	.027	.010	.493	.015	.968	.956	.000	.891		.034	.000	.007	
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Básico	Correlación de Pearson	.273**	-.031	.031	-.041	-.168**	.138*	-.080	-.075	.051	-.054	.047	.157*	-.269**	.065	1	.107	-.139*	-.800**	
	Sig. (bilateral)	.000	.628	.628	.523	.008	.029	.209	.236	.418	.392	.460	.013	.000	.304		.092	.028	.000	
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250
Texto	Correlación de Pearson	-.365**	-.411**	.411**	.015	.386**	.187**	.201**	.274**	.212**	.186**	-.074	-.097	.127*	-.081	1	.040	.296**	.170**	
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.000	.813	.000	.003	.001	.000	.001	.003	.241	.125	.045	.202		.529	.000	.007	
	N	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250	250

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

* La correlación es significativa en el nivel 0,05 (bilateral).

¹FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 2: Estadística de grupo (Foto)					
	Foto	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	86	33886,94	40271,871	4342,628
	1	164	73036,46	62753,550	4900,229
Comments	0	86	277,94	394,354	42,524
	1	164	350,06	398,011	31,079

²FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 3: Prueba de muestras independientes (Foto)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	21,993	,000	-5,244	248	,000	-39149,522	7465,361	-53853,114	-24445,929
	No se asumen varianzas iguales			-5,979	238,028	,000	-39149,522	6547,569	-52048,104	-26250,939
Comments	Se asumen varianzas iguales	,207	,650	-1,365	248	,173	-72,119	52,824	-176,159	31,921
	No se asumen varianzas iguales			-1,369	174,148	,173	-72,119	52,671	-176,075	31,837

³FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 4: Estadísticas de grupo (Video)					
	Video	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	164	73036,46	62753,550	4900,229
	1	86	33886,94	40271,871	4342,628
Comments	0	164	350,06	398,011	31,079
	1	86	277,94	394,354	42,524

⁴FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 5: Prueba de muestras independientes (Video)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	21,993	,000	5,244	248	,000	39149,522	7465,361	24445,929	53853,114
	No se asumen varianzas iguales			5,979	238,028	,000	39149,522	6547,569	26250,939	52048,104
Comments	Se asumen varianzas iguales	,207	,650	1,365	248	,173	72,119	52,824	-31,921	176,159
	No se asumen varianzas iguales			1,369	174,148	,173	72,119	52,671	-31,837	176,075

⁵FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 6: Estadísticas de grupo (Mujer)					
	Mujer	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	85	65700,05	66886,510	7254,861
	1	165	56410,62	54413,591	4236,092
Comments	0	85	402,27	464,758	50,410
	1	165	285,58	352,911	27,474

⁶FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 7: Prueba de muestras independientes (Mujer)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	,643	,423	1,181	248	,239	9289,423	7868,454	-6208,093	24786,939
	No se asumen varianzas iguales			1,106	142,554	,271	9289,423	8401,040	-7317,292	25896,137
Comments	Se asumen varianzas iguales	4,295	,039	2,216	248	,028	116,695	52,652	12,993	220,397
	No se asumen varianzas iguales			2,033	135,204	,044	116,695	57,411	3,155	230,234

⁷FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 8: Estadísticas de grupo (Hombre)					
	Hombre	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	223	63626,72	60487,733	4050,558
	1	27	26055,48	27717,901	5334,312
Comments	0	223	347,06	414,007	27,724
	1	27	145,15	107,483	20,685

⁸FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 9: Prueba de muestras independientes (Hombre)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	12,684	,000	3,183	248	,002	37571,240	11804,002	14322,365	60820,116
	No se asumen varianzas iguales			5,609	62,205	,000	37571,240	6697,904	24183,200	50959,281
Comments	Se asumen varianzas iguales	6,421	,012	2,520	248	,012	201,910	80,131	44,086	359,735
	No se asumen varianzas iguales			5,837	147,548	,000	201,910	34,590	133,554	270,267

⁹FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 10: Estadísticas de grupo (Negro)					
	Negro	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	187	64135,51	61335,117	4485,268
	1	63	46014,56	49352,721	6217,858
Comments	0	187	368,03	442,707	32,374
	1	63	198,27	156,648	19,736

¹⁰FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 11: Prueba de muestras independientes (Negro)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	1,421	,234	2,124	248	,035	18120,952	8532,034	1316,466	34925,439
	No se asumen varianzas iguales			2,364	131,447	,020	18120,952	7666,772	2954,729	33287,175
Comments	Se asumen varianzas iguales	10,679	,001	2,978	248	,003	169,762	57,004	57,489	282,036
	No se asumen varianzas iguales			4,477	247,421	,000	169,762	37,915	95,084	244,440

¹¹FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 12: Estadísticas de grupo (Asiático)					
	Asiático	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	207	62533,10	59753,486	4153,154
	1	43	45300,12	53480,317	8155,672
Comments	0	207	334,33	369,697	25,696
	1	43	281,53	513,602	78,324

¹²FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 13: Prueba de muestras independientes (Asiático)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	1,032	,311	1,751	248	,081	17232,985	9843,998	-2155,513	36621,484
	No se asumen varianzas iguales			1,883	65,706	,064	17232,985	9152,250	-1041,595	35507,565
Comments	Se asumen varianzas iguales	,648	,422	,792	248	,429	52,798	66,659	-78,491	184,088
	No se asumen varianzas iguales			,641	51,406	,525	52,798	82,431	-112,657	218,254

¹³FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 14: Estadísticas de grupo (Solo rostro)					
	Solo rostro	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	157	65668,79	65070,068	5193,157
	1	93	49271,58	45443,890	4712,312
Comments	0	157	354,00	421,175	33,613
	1	93	276,72	350,653	36,361

¹⁴FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 15: Prueba de muestras independientes (Solo rostro)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	7,924	,005	2,140	248	,033	16397,209	7662,914	1304,521	31489,897
	No se asumen varianzas iguales			2,338	241,282	,020	16397,209	7012,472	2583,730	30210,689
Comments	Se asumen varianzas iguales	2,348	,127	1,490	248	,138	77,280	51,880	-24,902	179,461
	No se asumen varianzas iguales			1,561	221,173	,120	77,280	49,518	-20,307	174,866

¹⁵FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 16: Estadísticas de grupo (Labios)					
	Labios	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	75	47389,44	38522,519	4448,197
	1	175	64788,85	65236,510	4931,417
Comments	0	75	318,75	369,102	42,620
	1	175	328,04	409,986	30,992

¹⁶FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 17: Prueba de muestras independientes (Labios)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
								Inferior	Superior	
Likes	Se asumen varianzas iguales	16,699	,000	-2,153	248	,032	-17399,411	8081,404	-33316,349	-1482,474
	No se asumen varianzas iguales			-2,620	223,866	,009	-17399,411	6641,184	-30486,645	-4312,178
Comments	Se asumen varianzas iguales	,064	,801	-,169	248	,866	-9,293	54,961	-117,542	98,956
	No se asumen varianzas iguales			-,176	154,569	,860	-9,293	52,697	-113,393	94,806

¹⁷FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 18: Estadísticas de grupo (Ojos)					
	Ojos	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	111	79262,87	70853,923	6725,157
	1	139	43842,29	41402,727	3511,734
Comments	0	111	370,59	360,054	34,175
	1	139	289,05	422,749	35,857

¹⁸FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 19: Prueba de muestras independientes (Ojos)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	30,028	,000	4,934	248	,000	35420,586	7178,860	21281,278	49559,894
	No se asumen varianzas iguales			4,669	168,198	,000	35420,586	7586,831	20442,904	50398,268
Comments	Se asumen varianzas iguales	,024	,876	1,617	248	,107	81,535	50,429	-17,788	180,859
	No se asumen varianzas iguales			1,646	246,947	,101	81,535	49,534	-16,028	179,099

¹⁹FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 20: Estadísticas de grupo (Rostro)					
	Rostro	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	152	66119,72	67396,437	5466,573
	1	98	49408,78	41080,118	4149,719
Comments	0	152	341,66	384,278	31,169
	1	98	299,81	417,788	42,203

²⁰FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 21: Prueba de muestras independientes (Rostro)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	15,139	,000	2,204	248	,028	16710,942	7582,479	1776,675	31645,209
	No se asumen varianzas iguales			2,435	247,322	,016	16710,942	6863,205	3193,158	30228,725
Comments	Se asumen varianzas iguales	,343	,558	,812	248	,417	41,852	51,524	-59,630	143,333
	No se asumen varianzas iguales			,798	194,504	,426	41,852	52,465	-61,622	145,326

²¹FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 22: Estadísticas de grupo (Famoso)					
	Famoso	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	190	66875,07	62999,608	4570,472
	1	60	36433,23	35374,232	4566,794
Comments	0	190	358,15	412,672	29,938
	1	60	221,07	326,518	42,153

²²FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 23: Prueba de muestras independientes (Famoso)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	14,665	,000	3,566	248	,000	30441,835	8535,814	13629,904	47253,766
	No se asumen varianzas iguales			4,712	180,007	,000	30441,835	6461,023	17692,749	43190,922
Comments	Se asumen varianzas iguales	3,409	,066	2,350	248	,020	137,086	58,330	22,201	251,971
	No se asumen varianzas iguales			2,651	123,708	,009	137,086	51,703	34,749	239,423

²³FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 24: Estadísticas de grupo (Fantasía)					
	Fantasía	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	134	74476,76	68208,385	5892,307
	1	116	42348,03	39920,541	3706,529
Comments	0	134	362,14	403,460	34,854
	1	116	282,64	387,755	36,002

²⁴FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 25: Prueba de muestras independientes (Fantasía)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	26,987	,000	4,455	248	,000	32128,735	7212,070	17924,019	46333,452
	No se asumen varianzas iguales			4,615	219,358	,000	32128,735	6961,152	18409,436	45848,035
Comments	Se asumen varianzas iguales	,832	,363	1,582	248	,115	79,504	50,253	-19,474	178,481
	No se asumen varianzas iguales			1,587	245,282	,114	79,504	50,109	-19,195	178,203

²⁵FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 26: Estadísticas de grupo (Básico)					
	Básico	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	107	41010,89	33993,316	3286,258
	1	143	73455,19	69165,301	5783,893
Comments	0	107	266,29	352,760	34,103
	1	143	369,37	423,704	35,432

²⁶FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 27: Prueba de muestras independientes (Básico)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	40,081	,000	-4,464	248	,000	-32444,301	7268,008	-46759,192	18129,410
	No se asumen varianzas iguales			-4,877	218,040	,000	-32444,301	6652,286	-45555,315	19333,287
Comments	Se asumen varianzas iguales	4,519	,034	-2,042	248	,042	-103,081	50,483	-202,511	-3,651
	No se asumen varianzas iguales			-2,096	245,136	,037	-103,081	49,177	-199,945	-6,217

²⁷FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 28: Estadísticas de grupo (Texto)					
	Texto	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
Likes	0	180	72951,80	63034,422	4698,308
	1	70	25156,19	24033,761	2872,584
Comments	0	180	388,31	443,821	33,080
	1	70	163,11	148,360	17,732

²⁸FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 29: Prueba de muestras independientes (Texto)										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Likes	Se asumen varianzas iguales	44,861	,000	6,166	248	,000	47795,614	7751,808	32527,842	63063,386
	No se asumen varianzas iguales			8,679	247,954	,000	47795,614	5506,890	36949,367	58641,861
Comments	Se asumen varianzas iguales	17,948	,000	4,151	248	,000	225,191	54,244	118,354	332,029
	No se asumen varianzas iguales			6,000	244,317	,000	225,191	37,533	151,261	299,122

²⁹FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 30: Resumen del modelo 1				
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación
1	,555 ^a	,308	,270	50400,179
a. Predictores: (Constante), Famoso, Facción, Labios, Básico, Solo producto, Foto, Negro, Ojos, Texto, Hombre, Rostro, Solo rostro, Mujer				

³⁰FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 31: ANOVA* 1						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	266736254800,000	13	20518173450,000	8,077	,000 ^b
	Residuo	599482019000,000	236	2540178047,000		
	Total	866218273800,000	249			
a. Variable dependiente: Likes						
b. Predictores: (Constante), Famoso, Facción, Labios, Básico, Solo producto, Foto, Negro, Ojos, Texto, Hombre, Rostro, Solo rostro, Mujer						

³¹FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 32: Coeficientes* 1						
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	25412,355	13664,753		1,860	,064
	Hombre	15459,363	13722,191	,082	1,127	,261
	Negro	-3050,976	8894,362	-,023	-,343	,732
	Básico	25281,432	7147,575	,213	3,537	,000
	Texto	-36735,350	8759,949	-,280	-4,194	,000
	Solo rostro	965,349	10031,837	,008	,096	,923
	Labios	3926,766	7596,857	,031	,517	,606
	Rostro	-18754,556	8716,640	-,156	-2,152	,032
	Ojos	-17526,852	8573,994	-,148	-2,044	,042
	Mujer	13998,982	13630,656	,113	1,027	,305
	Foto	36072,262	8488,474	,291	4,250	,000
	Solo producto	20350,657	9723,671	,169	2,093	,037
	Facción	5925,815	10329,311	,048	,574	,567
	Famoso	290,100	10131,157	,002	,029	,977
a. Variable dependiente: Likes						

³²FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 33: Resumen del modelo 2				
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación
1	,555 ^a	,308	,270	50400,179
a. Predictores: (Constante), Video, Básico, Mujer, Rostro, Labios, Hombre, Texto, Negro, Ojos, Famoso, Facción, Solo producto, Solo rostro				

³³FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 34: ANOVA*2						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	26673625480 0,000	13	20518173450 ,000	8,077	,000 ^b
	Residuo	59948201900 0,000	236	2540178047, 000		
	Total	86621827380 0,000	249			
a. Variable dependiente: Likes						
b. Predictores: (Constante), Video, Básico, Mujer, Rostro, Labios, Hombre, Texto, Negro, Ojos, Famoso, Facción, Solo producto, Solo rostro						

³⁴FUENTE: Elaboración propia

ANEXO 35: Coeficientes*3						
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	61484,617	10862,355		5,660	,000
	Hombre	15459,363	13722,191	,082	1,127	,261
	Negro	-3050,976	8894,362	-,023	-,343	,732
	Básico	25281,432	7147,575	,213	3,537	,000
	Texto	-36735,350	8759,949	-,280	-4,194	,000
	Solo rostro	965,349	10031,837	,008	,096	,923
	Labios	3926,766	7596,857	,031	,517	,606
	Rostro	-18754,556	8716,640	-,156	-2,152	,032
	Ojos	-17526,852	8573,994	-,148	-2,044	,042
	Mujer	13998,982	13630,656	,113	1,027	,305
	Solo producto	20350,657	9723,671	,169	2,093	,037
	Facción	5925,815	10329,311	,048	,574	,567
	Famoso	290,100	10131,157	,002	,029	,977
	Video	-36072,262	8488,474	-,291	-4,250	,000
a. Variable dependiente: Likes						

³⁵FUENTE: Elaboración propia