



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
Universidad de León

Grado en Marketing e Investigación de Mercados
Curso 2019 / 2020

INFLUENCIA DE LAS REDES SOCIALES EN LA INDUSTRIA DE LA MÚSICA EN VIVO: ANÁLISIS TEXTUAL DE LOS ARTISTAS ESPAÑOLES CON LAS GIRAS MÁS IMPORTANTES (2015-2019)

(INFLUENCE OF SOCIAL NETWORKS ON THE LIVE MUSIC INDUSTRY: TEXTUAL ANALYSIS OF SPANISH SINGERS WITH THE MOST IMPORTANT TOURS (2015-2019))

Realizado por la Alumna Dña. María del Rosario Fernández Páramo

Tutelado por el Profesor D. César Sahelices Pinto

León, 11 de septiembre de 2020

ÍNDICE DE CONTENIDOS

RESUMEN	1
PALABRAS CLAVE.....	1
ABSTRACT	2
KEYWORDS	2
INTRODUCCIÓN.....	3
OBJETIVOS.....	4
METODOLOGÍA.....	5
INFORMACIÓN DE FUENTES SECUNDARIAS	5
ANÁLISIS DE DATOS EN RED SOCIAL.....	5
SOFTWARE INFORMÁTICO UTILIZADO	6
1. LA INDUSTRIA MUSICAL EN ESPAÑA	7
1.1. IRRUPCIÓN DE INTERNET EN LA INDUSTRIA MUSICAL.....	7
1.1.1. Plataformas de música en Streaming.....	8
1.1.2. La piratería de los productos audiovisuales en España	9
1.2. CONSUMO DE RADIO EN ESPAÑA.....	11
1.3. INDUSTRIA DE LA MÚSICA EN VIVO EN ESPAÑA	13
2. PERFIL DE ASISTENTES A CONCIERTOS DE MÚSICA ACTUAL.....	15
2.1. CONFECCIÓN DEL PERFIL DE CONSUMIDORES	15
2.2. DETERMINACIÓN DEL PERFIL DE CONSUMIDORES	21
3. IMPORTANCIA DE LAS REDES SOCIALES EN ESPAÑA.....	22
3.1. USO DE LAS REDES SOCIALES EN ESPAÑA.....	23
3.1.1. Características del uso de Redes Sociales en España	24
3.2. PRINCIPALES REDES SOCIALES EN ESPAÑA	27
3.3. IMPORTANCIA DE LAS REDES SOCIALES EN EL PROCESO DE DECISIÓN DE COMPRA	30

4.	CASO PRÁCTICO: LAS REDES SOCIALES EN LA MÚSICA	32
4.1.	¿QUÉ ES YOUTUBE?	34
4.1.1.	Perfil de usuarios de YouTube	34
4.2.	ANÁLISIS DE DATOS EN YOUTUBE	36
4.2.1.	Objetivos del análisis.....	36
4.2.2.	Diseño del análisis	37
4.3.	PRIMEROS PASOS DEL ANÁLISIS EN YOUTUBE.....	38
4.4.	ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE DATOS.....	40
4.4.1.	Análisis de canales de YouTube.....	40
4.4.2.	Análisis de vídeos de música en directo	42
4.5.	TEXT MINING EN YOUTUBE	46
4.5.1.	¿Qué es el Text Mining?.....	46
4.5.2.	Análisis textual de comentarios de YouTube	48
4.5.3.	Análisis de sentimiento de comentarios de YouTube	55
4.5.4.	Distribución temporal de los comentarios	60
5.	CONCLUSIONES.....	65
5.1.	SITUACIÓN ACTUAL DE LA INDUSTRIA DE LA MÚSICA POPULAR EN ESPAÑA	65
5.2.	PERFIL DE LOS CONSUMIDORES DE CONCIERTOS DE MÚSICA POPULAR EN VIVO EN ESPAÑA.....	65
5.3.	USO DE REDES SOCIALES EN ESPAÑA	66
5.4.	PERCEPCIÓN DE LOS USUARIOS DE YOUTUBE ACERCA DE LOS VÍDEOS DE MÚSICA ACTUAL EN VIVO DE ARTISTAS ESPAÑOLES	66
5.5.	CONCLUSIÓN GENERAL: INFLUENCIA DE LAS REDES SOCIALES EN LA INDUSTRIA DE LA MÚSICA EN VIVO EN ESPAÑA.....	67
	REFERENCIAS	69
	ANEXOS	74
	ANEXO I: ENLACES DE LA BÚSQUEDA AVANZADA EN YOUTUBE	74

ANEXO II: DATOS UTILIZADOS EN EL GRÁFICO 4.10.....	74
ANEXO III: DATOS UTILIZADOS EN EL GRÁFICO 4.11.	74

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1.- Ranking de satisfacción con las plataformas musicales de Streaming (cuentas de pago).....	9
Figura 1.2.- Acceso ilegal a contenidos musicales en formato digital en España (2018)	10
Figura 2.1.- Características del perfil de consumidor de conciertos de música actual...	21
Figura 3.1.- Perfil de los usuarios de Redes Sociales en España (2019).....	23
Figura 4.1.- Giras nacionales con mayor número de asistentes (2015-2019)	33
Figura 4.2.- Redes Sociales utilizadas por los usuarios de YouTube en España	35
Figura 4.3.- Estructura del análisis en YouTube	37
Figura 4.4.- Tipos de APIs de YouTube.....	38
Figura 4.5.- Credenciales de la API en YouTube.....	39
Figura 4.6.- Ejemplo de ID de canales y vídeos en YouTube	40
Figura 4.7.- Conceptos relacionados con Text Mining	46

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1.1.- Tipo de equipamiento de productos TIC en las viviendas principales	7
Gráfico 1.2.- Facturación de la música digital grabada en 2018, por procedencia	8
Gráfico 1.3.- Audiencia general de Internet y radio en España (2010-2019).....	11
Gráfico 1.4.- Share de las cadenas de radio temática en 2019	12
Gráfico 1.5.- Número anual de conciertos de música popular en vivo y espectadores en España (2008-2018).....	13
Gráfico 1.6.- Recaudación de los conciertos de música popular en vivo (2008-2018)..	14
Gráfico 2.1.- Edad de los asistentes a conciertos de música actual (2018-2019).....	15

Gráfico 2.2.- Situación personal de los asistentes a conciertos de música actual (2018-2019).....	16
Gráfico 2.3.- Nivel de estudios de los asistentes a conciertos de música actual (2018-2019).....	17
Gráfico 2.4.- Situación laboral de los asistentes a conciertos de música actual (2018-2019).....	17
Gráfico 2.5.- Motivos para acudir a conciertos a conciertos de música actual (2018-2019).....	18
Gráfico 2.6.- Género musical de los conciertos de música actual (2018-2019).....	19
Gráfico 2.7.- Forma de obtención de las entradas no gratuitas para conciertos de música actual (2018-2019).....	20
Gráfico 3.1.- Horarios de conexión a Redes Sociales, según el dispositivo utilizado (2019)	24
Gráfico 3.2.- Actividades realizadas en Redes Sociales (2019)	25
Gráfico 3.3.- Redes Sociales más populares en España (2019).....	27
Gráfico 3.4.- Uso y valoración de Redes Sociales en España (2019)	28
Gráfico 3.5.- Utilización de Redes Sociales, según el dispositivo de acceso (2019)	29
Gráfico 3.6.- Redes Sociales utilizadas para buscar información antes de realizar una compra (2019)	30
Gráfico 3.7.- Efecto de los comentarios en Redes Sociales en la decisión de compra (2019)	31
Gráfico 4.1.- Temáticas favoritas de los usuarios de YouTube en España	36
Gráfico 4.2.- Duración media de los vídeos por gira.....	43
Gráfico 4.3.- Media de visualizaciones de los vídeos por gira.....	44
Gráfico 4.4.- Media de comentarios de los vídeos por gira.....	44
Gráfico 4.5.- Valoración media de los vídeos por gira.....	45
Gráfico 4.6.- Términos más frecuentes en los comentarios de Pablo Alborán	52
Gráfico 4.7.- Términos más frecuentes en los comentarios de Manuel Carrasco	53
Gráfico 4.8.- Términos más frecuentes en los comentarios de Melendi	54
Gráfico 4.9.- Términos con mayor frecuencia en los comentarios de los vídeos, por artista	55
Gráfico 4.10.- Sentimientos de los comentarios de los vídeos de cada artista	58
Gráfico 4.11.- Emociones de los comentarios de los vídeos de cada artista	59
Gráfico 4.12.- Distribución temporal de los comentarios por artista	60

Gráfico 4.13.- Número de comentarios en los vídeos y fechas de las giras 63

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4.1.- Estadísticas de los canales de YouTube..... 41

Tabla 4.2.- Estadísticas de los vídeos de cada gira (media) 43

Tabla 4.3.- Relación entre el número de comentarios y el resto de variables 48

Tabla 4.4.- Puntos máximos y mínimos de comentarios por artista..... 61

RESUMEN

En el presente Trabajo de Fin de Grado se realiza una investigación acerca de la influencia que tienen las Redes Sociales en la industria musical española, focalizando la misma en la industria de la música actual en vivo.

Se pretende ahondar en cómo se percibe la música actual española en directo y si las opiniones de los usuarios en Redes Sociales inciden en el proceso de decisión de compra de las entradas para un concierto. Para llegar a ello, el Trabajo se divide en dos partes diferenciadas.

En primer lugar, se revisan fuentes secundarias para conocer el estado de la industria musical en España y cómo ha afectado Internet al consumo de música; se confecciona el perfil del consumidor de música actual en vivo y se estudia la importancia que tienen las Redes Sociales en el país.

En segundo lugar, se lleva a cabo un análisis en YouTube para conocer la opinión de los usuarios acerca de la música actual en vivo en España. Este análisis consta de dos partes: un análisis descriptivo de vídeos y canales de YouTube y un Text Mining sobre comentarios de los vídeos, que contiene un análisis textual y un análisis de sentimiento.

PALABRAS CLAVE

Música en vivo, artistas españoles, Redes Sociales, Text Mining, análisis de sentimiento.

ABSTRACT

In this Final Year Project, a research is carried out about the influence that Social Networks have on the Spanish music industry. It is focusing on the popular live music industry.

The aim is to find out how popular Spanish live music is perceived and if the opinions of Social Networks' users affect the buying decision process that is follow to purchase tickets for a concert. To get there, the Work is divided into two different parts.

On the one hand, secondary sources are reviewed to find out the state of the music industry in Spain and how the Internet has affected music consumption; the profile of popular live music's customer is made and the importance of Social Networks in the country is studied.

On the other hand, an analysis is carried out on YouTube to find out the opinion of users about popular live music in Spain. This analysis consists of two parts: a descriptive analysis of YouTube videos and channels, and a Text Mining on video comments, which contains a textual analysis and a sentiment analysis.

KEYWORDS

Live music, Spanish singers, Social Networks, Text Mining, sentiment analysis.

INTRODUCCIÓN

En el siglo XXI se vive un cambio de era, motivado por la llegada de Internet. El comportamiento de las personas es diferente en casi todos los aspectos de la vida. Internet posibilita un acceso a la información que antes no existía. Una persona puede visitar las calles de una ciudad sólo a un clic; entonces, ¿qué sentido tiene viajar? ¿Por qué se sigue haciendo?

La respuesta es simple: a pesar de todos los avances tecnológicos, lo que se busca en general es una experiencia distinta, única. Con el paso de los años se puede desvanecer en la memoria una imagen, un lugar, un nombre... pero nunca se desvanece la emoción que se ha sentido en un momento determinado. Es posible olvidar el nombre de una persona, pero nunca se olvida el sentimiento que ha provocado.

Al consumir productos audiovisuales ocurre lo mismo: se pueden olvidar partes de la historia que cuenta una película, pero no la emoción que transmite. Al hablar de emoción, el producto audiovisual con el que está más estrechamente ligada es la música. Indudablemente, la música forma parte de la vida de las personas, facilitando la expresión de sus sentimientos.

En una época en la que todo lo físico pierde relevancia ante la proliferación de productos digitales, las personas les confieren todavía más valor a las experiencias únicas. Una representación artística lo es; por eso se paga por ver a un artista en directo. Sin embargo, la experiencia se vive de una forma diferente a como se hacía antiguamente; el concierto se vive y, a la vez, se graba, se fotografía y se comparte la experiencia en las Redes Sociales, acompañada de una opinión.

Por estos motivos, el tema que se trata en este Trabajo es la influencia de las Redes Sociales en la música popular en vivo en el ámbito nacional. Es interesante conocer cómo y cuánto influyen las Redes Sociales en la compra de un producto que ofrece algo tan particular: emoción.

Para la consecución de este propósito se investigan diversas cuestiones teóricas y se desarrolla un análisis práctico a partir de datos procedentes de una Red Social.

Teniendo en cuenta ambas partes, se llega a una serie de conclusiones que permite responder a los objetivos planteados seguidamente.

OBJETIVOS

El objetivo general de este Trabajo es estudiar la influencia de las Redes Sociales en la industria de la música actual en vivo en España.

Para conseguirlo, se necesitan alcanzar los siguientes objetivos específicos:

- Describir la situación actual de la industria de la música popular en España.
 - Conocer la influencia de Internet en el consumo de música y en la piratería de productos musicales.
 - Conocer la evolución de la industria de la música popular en vivo en la última década.
- Determinar el perfil de los consumidores de conciertos de música actual en vivo en España.
 - Definir las características socio-demográficas del perfil de los consumidores de música actual en vivo.
 - Definir las características del comportamiento de los consumidores a la hora de adquirir las entradas de los conciertos.
- Investigar el uso de Redes Sociales en España.
 - Describir el perfil de los usuarios de Redes Sociales y las características de su utilización.
 - Averiguar qué Redes Sociales son las más usadas y la valoración que los usuarios les otorgan.
 - Conocer la influencia de las Redes Sociales en el proceso de decisión de compra de un producto.
- Analizar la percepción de los usuarios de YouTube acerca de la música actual en vivo de artistas españoles.
 - Descubrir cuáles son los artistas españoles que tienen más presencia en la industria de la música en vivo.
 - Delimitar el perfil de usuarios de YouTube.
 - Examinar la interacción de los usuarios con los vídeos de música en directo y con los canales de los artistas.
 - Evaluar la experiencia de los usuarios con la música en directo, investigando los temas que comentan, la opinión que tienen y, por consiguiente, cuáles son las emociones predominantes.

METODOLOGÍA

A lo largo de este Trabajo se realiza una investigación sobre la influencia de las Redes Sociales en la industria de la música actual en directo en España. Este estudio consta de dos partes: la recopilación de información de fuentes secundarias y la investigación exploratoria de datos originados en una Red Social.

INFORMACIÓN DE FUENTES SECUNDARIAS

Por un lado, se lleva a cabo una revisión de fuentes secundarias para construir el marco teórico del estudio. Estas fuentes son, principalmente, estudios relacionados con la industria de la música en España.

Estos estudios posibilitan el conocimiento de los consumidores de música actual en vivo. A partir de ellos se confecciona el perfil del consumidor. Se incide además en el uso de Redes Sociales.

Por otro lado, también se recolecta información de fuentes secundarias para explicar diversos conceptos que es necesario conocer para comprender la parte práctica de la investigación. Estos conceptos engloban aspectos de la Red Social que se analiza, definiciones de los análisis y el procedimiento a seguir para la ejecución de dichos análisis.

ANÁLISIS DE DATOS EN RED SOCIAL

Con objeto de conocer la percepción de la música actual en vivo en España, se realiza, de forma práctica, un análisis exploratorio utilizando datos de una Red Social: YouTube. Se escoge esta Red Social porque pone a disposición de los usuarios de Internet distintos tipos de contenidos audiovisuales, entre los que se hallan vídeos de actuaciones en directo.

Se averigua qué artistas españoles consiguen reunir un mayor número de espectadores en sus giras para elegir a cuáles analizar. Una vez hecho esto, se procede a realizar el análisis, dividido en dos apartados.

Por una parte, se analizan los canales de YouTube de los artistas y algunos vídeos de música en directo. Este primer análisis se realiza de forma descriptiva, sólo para conocer los principales datos que pertenecen a estos elementos, tales como el número de suscriptores de los canales, el número de visualizaciones de los vídeos, etc.

Por otra parte, se realiza un Text Mining sobre los comentarios de varios vídeos de música en directo. Con este análisis se profundiza en la percepción de los usuarios, al conocer la opinión que tienen al respecto de los vídeos. De este modo, se obtiene el punto de vista de los usuarios.

SOFTWARE INFORMÁTICO UTILIZADO

Durante esta investigación se utilizan cuatro programas informáticos: R, Microsoft Excel, Inkscape y Microsoft PowerPoint.

R es utilizado a través de la interfaz gráfica RStudio. Con este software se realiza toda la parte práctica del estudio; desde la extracción de datos, hasta las representaciones gráficas. Se ha escogido este programa para desarrollar los conocimientos adquiridos sobre él durante el Grado, así como para ampliar los conocimientos relacionados con el análisis de datos textuales.

Microsoft Excel es utilizado principalmente en el proceso de contextualización del estudio; es decir, en el marco teórico. Se ha utilizado para realizar las representaciones gráficas pertinentes, facilitando de este modo la interpretación y visualización de los datos. En la parte práctica se utiliza para representar las Tablas.

Inkscape es un software de código abierto que posibilita la creación de infinidad de vectores gráficos. En este Trabajo se ha utilizado para la representación de los datos: la mayoría de las Figuras que aparecen han sido creadas con este programa.

Microsoft PowerPoint ha sido utilizado para representar la información. Algunas de las Figuras que aparecen se han creado con este software.

1. LA INDUSTRIA MUSICAL EN ESPAÑA

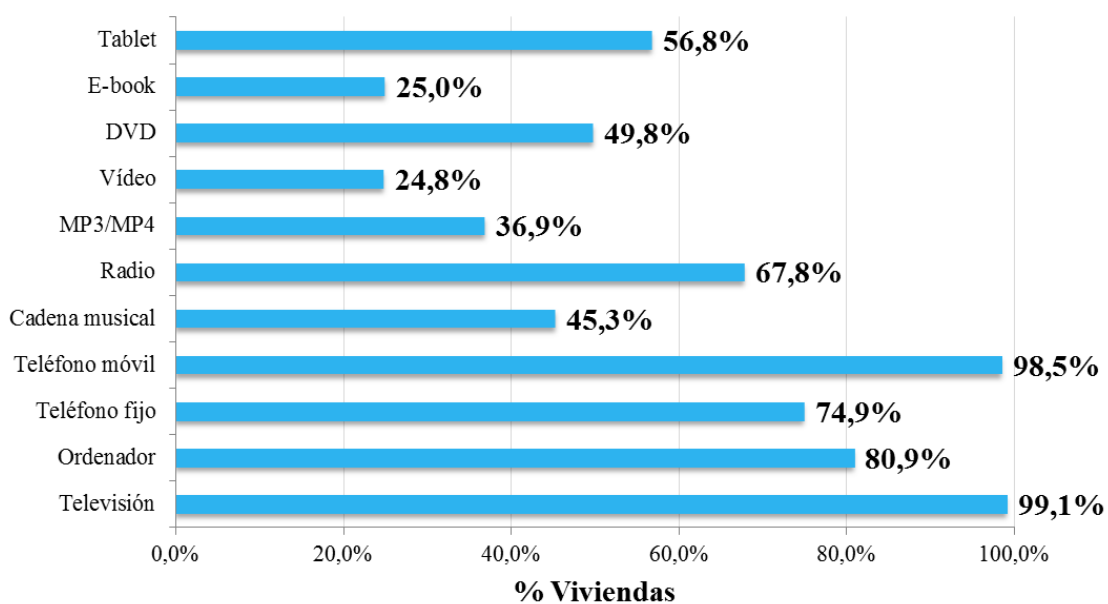
1.1. IRRUPCIÓN DE INTERNET EN LA INDUSTRIA MUSICAL

La democratización de la tecnología y, por ende, la llegada de Internet, han marcado un antes y un después en la forma de vivir de las personas. La comunicación es una de las necesidades básicas del ser humano, y actualmente, comunicación es sinónimo de Internet.

En España el 91,4 % de los hogares tiene conexión a Internet. Nueve de cada diez personas de entre 16 y 74 años usaron Internet en el tercer trimestre de 2019. Como se muestra en el Gráfico 1.1, casi en todas las viviendas españolas las personas disponen de teléfono móvil. La cifra supera el número de ordenadores disponibles en un 17,6 %. Pese a esto, otros medios tradicionales, como la radio o la televisión, siguen coexistiendo con el resto de dispositivos en los hogares españoles (Instituto Nacional de Estadística [INE], 2019).

El Smartphone es utilizado a todas horas, prácticamente para cualquier cosa. Ha sustituido muchos de los aparatos que formaban parte del día a día de la población; desde el despertador, la calculadora, la cámara... y, así, un sinfín de objetos que están agrupados en un solo dispositivo. En esta situación se encuentran también los MP3.

Gráfico 1.1.- Tipo de equipamiento de productos TIC en las viviendas principales



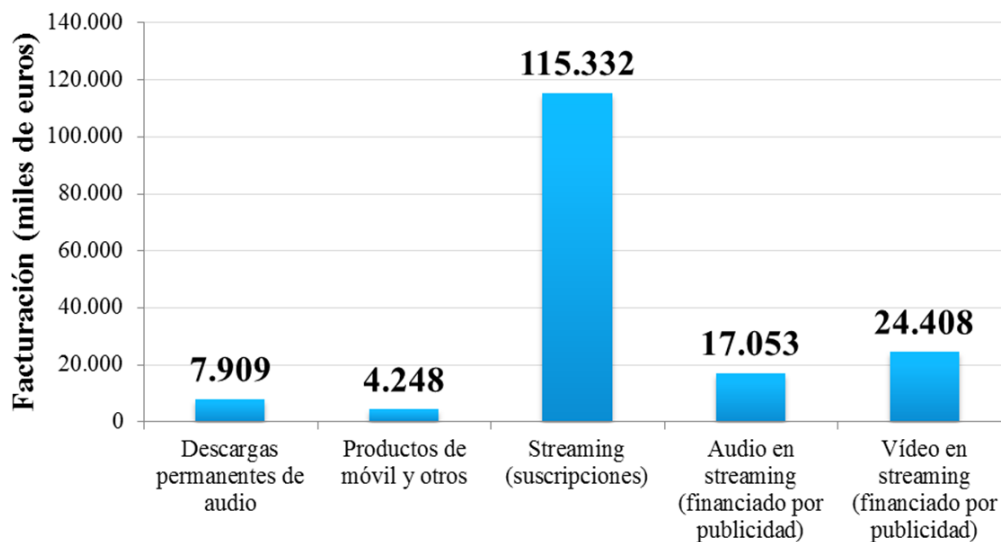
Fuente: Elaboración propia, a partir de INE (2019).

La popularización del uso de Internet también ha cambiado la forma en la que se consume música: se ha pasado de tener que esperar a comprar el último álbum de un artista determinado en un establecimiento físico, a tener acceso a todo tipo de música desde el Smartphone. Es posible disfrutar de la música en plataformas de Streaming, evitando la acumulación de canciones en la memoria del dispositivo móvil.

1.1.1. Plataformas de música en Streaming

De acuerdo con los datos arrojados por Statista (2019), desde el año 2015 las ventas de música en formato digital son superiores a las ventas en formato físico. Si se profundiza en la procedencia de la facturación originada por la música digital en España, expresada en el Gráfico 1.2, se puede afirmar que son las plataformas de Streaming las que mayor porcentaje de facturación aportan a la industria actualmente.

Gráfico 1.2.- Facturación de la música digital grabada en 2018, por procedencia



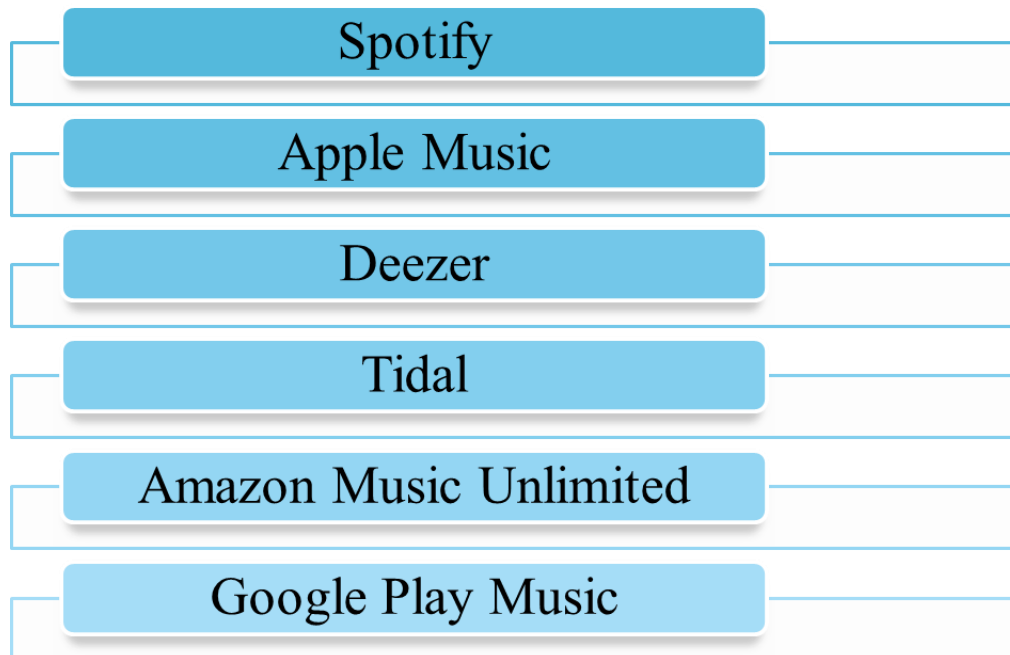
Fuente: Elaboración propia, adaptado de Statista (2019).

En general, los usuarios de estas plataformas (tanto los que poseen la suscripción Premium del servicio, como los que las utilizan de forma gratuita) están satisfechos con los servicios prestados por ellas (Organización de Consumidores y Usuarios [OCU], 2019).

Seis de cada diez personas utilizan cuentas gratuitas. En el caso de Spotify, un 35 % de los usuarios paga por la cuenta Premium. Spotify es la plataforma más utilizada en España, además de ser la mejor valorada, como se observa en la Figura 1.1. Sus usuarios están muy satisfechos; destacan positivamente su facilidad de uso y la relación calidad-precio. Muy cerca de ella se sitúa Apple Music (OCU, 2019).

A pesar de que se ha masificado la utilización de las plataformas de música en Streaming, los usuarios no son totalmente conocedores de las funcionalidades de las mismas. Por ejemplo, el 18 % de los usuarios de Spotify no sabe que, al tener una cuenta Premium, se le brinda la posibilidad de descargar música para que pueda disponer de ella offline (OCU, 2019).

Figura 1.1.- Ranking de satisfacción con las plataformas musicales de Streaming (cuentas de pago)



Fuente: Elaboración propia, adaptado de OCU (2019).

1.1.2. La piratería de los productos audiovisuales en España

No es posible hablar de la incidencia que ha tenido Internet en el mercado musical sin tener en cuenta otra clase de consumo que se da habitualmente en la sociedad española: la piratería de estos contenidos.

Entre los motivos por los que se sigue accediendo a contenidos audiovisuales de forma ilícita en España, destacan la rapidez y sencillez de acceso, la ausencia de consecuencias legales y el hecho de no pagar por un contenido que posiblemente no guste después. En cuanto a la justificación, un 28 % de las personas que acceden a este tipo de contenido de forma ilegal declara hacerlo por no tener que esperar a que el contenido esté disponible legalmente y porque asegura no hacerle daño a nadie (Growth from Knowledge [GfK], 2019).

En cuanto al acceso a estos contenidos, el 60 % de los consumidores utiliza buscadores para acceder (Google en un 94 % de los casos). El acceso a través de buscadores disminuyó en 2018, pero aumentó el acceso por otra vía: las Redes Sociales. Facebook es la más utilizada, en un 56 % de los casos, mientras que YouTube se queda con el segundo puesto (un 43 % de los usuarios que acceden a contenidos audiovisuales ilícitos a través de Redes Sociales la elige) (GfK, 2019).

Figura 1.2.- Acceso ilegal a contenidos musicales en formato digital en España (2018)



Fuente: Elaboración propia, a partir de GfK (2019).

En la Figura 1.2 se detalla el consumo de música digital de forma ilegal en España en 2018. El 29 % de los individuos que accedieron ilegalmente a contenidos audiovisuales en formato digital eligieron consumir música. Sin embargo, es el contenido que se consume en mayor medida, puesto que registra el 43 % de los contenidos con acceso digital ilegal. En 2018 se accedió en total a 1.983 millones de canciones, de las cuales el 68 % se había lanzado comercialmente en un periodo inferior a un año (GfK, 2019).

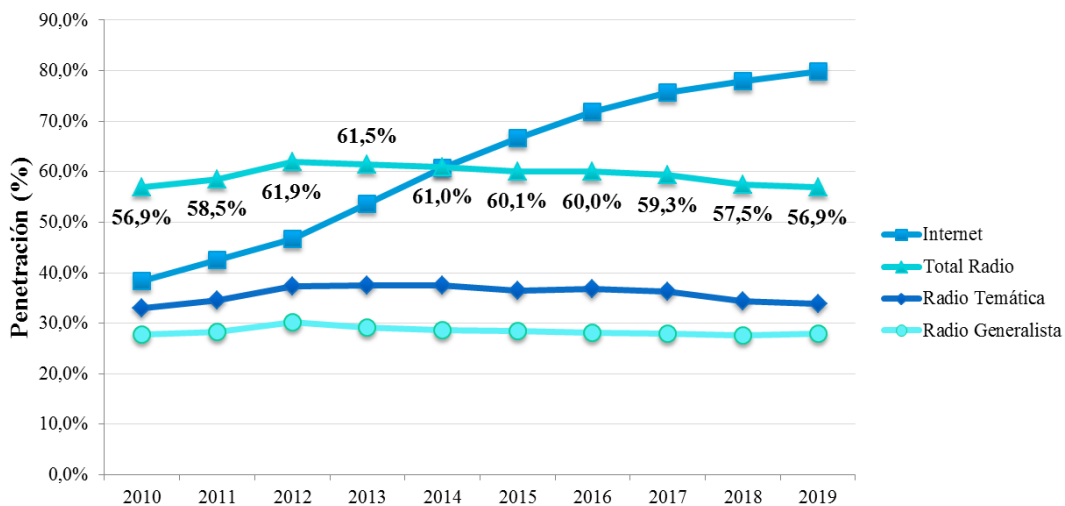
El lucro cesante (los ingresos que se han dejado de percibir) generado por la piratería en el mercado de la música digital asciende a 520 millones de euros, lo que supone 3,08 veces el valor de este mercado en la actualidad (GfK, 2019).

A pesar de estas cifras, parece que la piratería en la industria musical ha remitido ligeramente en 2018, puesto que el volumen de contenidos musicales digitales a los que se tuvo acceso de forma ilegal disminuyó en un 2 %. No obstante, se puede observar otro reflejo de la inmediatez característica de la sociedad actual: existe un aumento en la piratería de los contenidos musicales más nuevos (un 20 % más que en 2017). Este hecho se da en mayor medida en la industria musical (GfK, 2019).

1.2. CONSUMO DE RADIO EN ESPAÑA

Antes de que Internet fuera el principal canal de acceso a la música, sin pagar por ello, la piratería menos sofisticada se llevaba a cabo a través del medio de comunicación sinónimo de música: la radio. El comportamiento era análogo al existente en el siglo XXI, salvo por la inmediatez ya citada. Los jóvenes esperaban pacientes a que se emitieran las canciones que les gustaban en la radio para poder grabarlas en una cinta, sin necesidad de pagar por todas las del álbum.

Gráfico 1.3.- Audiencia general de Internet y radio en España (2010-2019)



Fuente: Elaboración propia, a partir de AIMC (2020).

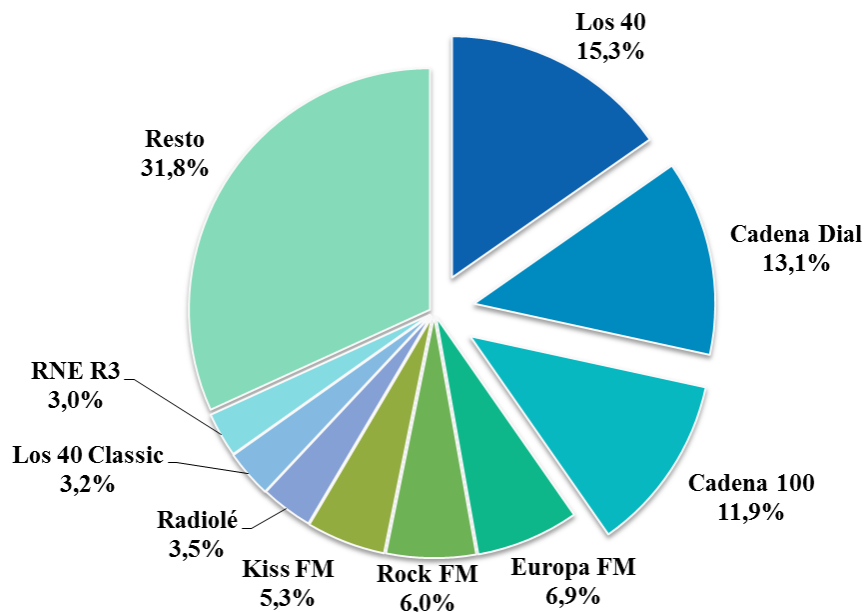
Como se aprecia en el Gráfico 1.3, desde el año 2014, en el que los dos medios convergen, la audiencia de Internet ha experimentado un crecimiento exponencial. Sin embargo, la radio presenta una ligera disminución desde ese momento, aunque mantiene la tendencia en el periodo de tiempo estudiado (Asociación para la Investigación de

Medios de Comunicación [AIMC], 2020). Esto reafirma la información aportada en el Apartado 1.1; un medio tradicional, como es la radio, coexiste actualmente en los hogares españoles con las nuevas tecnologías.

En cuanto al consumo de radio, los españoles la escuchan principalmente en su casa y el tipo de onda elegida es FM (el 51,7 % de la audiencia eligió esta onda en 2019). Como se observa en el Gráfico 1.3, la radio temática obtiene un mayor porcentaje de audiencia que la radio generalista, en la última década (AIMC, 2020).

En cuanto al momento del día, el periodo de mayor porcentaje de audiencia se da entre las 10:00 y las 10:30 horas. La radio temática supera la audiencia de la radio generalista en la mayor parte del día; desde las 10:30 hasta las 21:30 horas. En el Gráfico 1.4 se clasifican las cadenas de radio temática, según su cuota de mercado. Las que mayor porcentaje de oyentes registran en 2019 son Los 40, Cadena Dial y Cadena 100 (AIMC, 2020).

Gráfico 1.4.- Share de las cadenas de radio temática en 2019



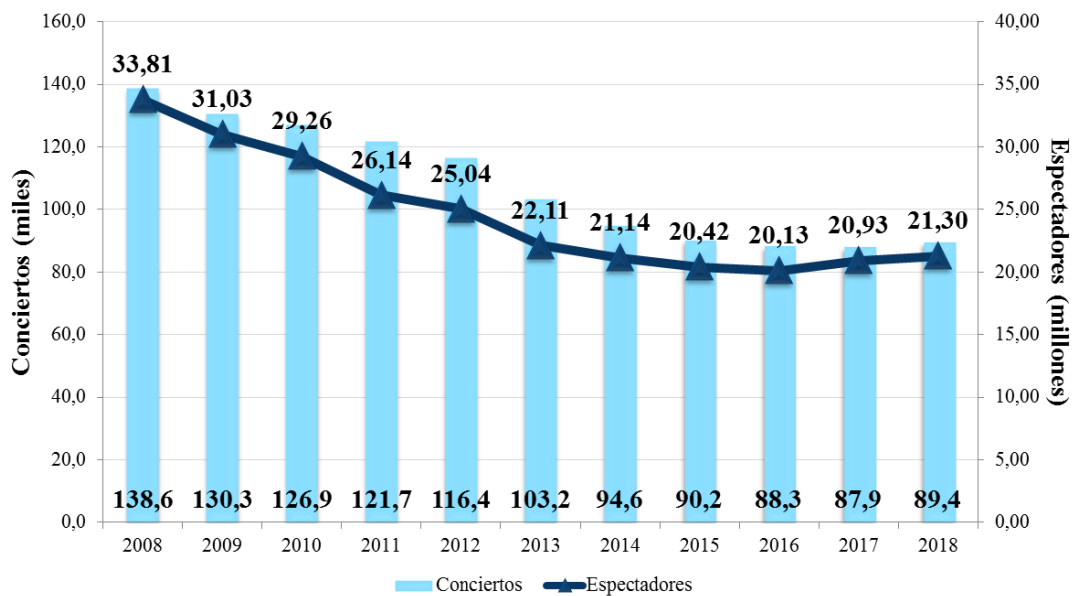
Fuente: Elaboración propia, adaptado de AIMC (2020).

Todas las cadenas de radio mencionadas tienen en común el tipo de música que emiten, que suele ser música actual, cuyo género suele ser el pop/rock extranjero y nacional. Aunque Internet tiene mucha importancia en el mundo de la música hoy en día, la radio sigue estando ligada al éxito de un artista; las canciones que triunfan en Internet, siempre acaban sonando en la radio, donde consiguen mayor notoriedad.

1.3. INDUSTRIA DE LA MÚSICA EN VIVO EN ESPAÑA

Después de conocer la situación actual de la música grabada en España, es el momento de conocer el estado de la industria de la música en vivo. En este caso se indaga cómo influyen las nuevas tecnologías en un producto que no se puede volver a consumir de la misma forma, como es un concierto. Es posible escuchar la misma canción grabada muchas veces y sigue siendo la misma. En cambio, un concierto no se puede volver a vivir igual dos veces.

Gráfico 1.5.- Número anual de conciertos de música popular en vivo y espectadores en España (2008-2018)



Fuente: Elaboración propia, a partir de SGAE (2019)¹.

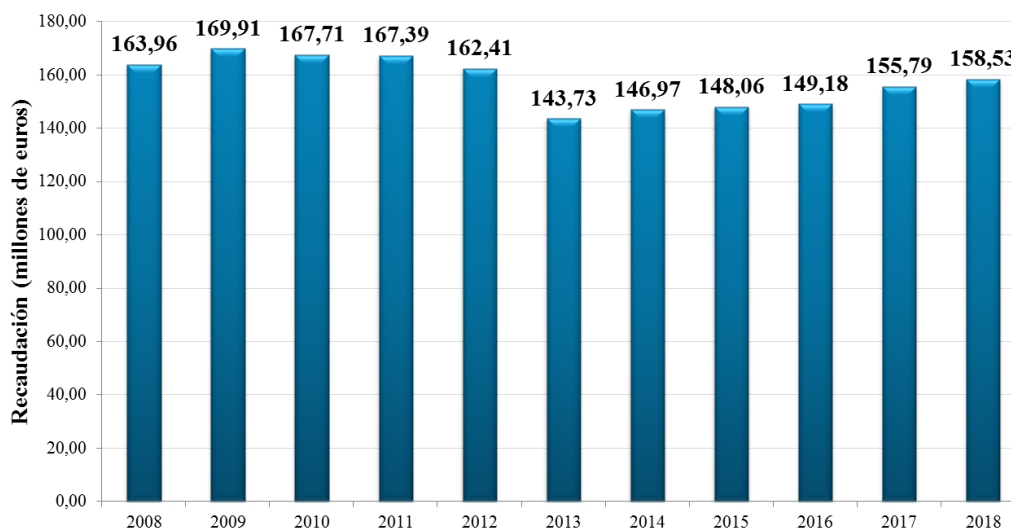
En primer lugar, se describe la oferta de este producto en España. Como muestra el Gráfico 1.5, desde el año 2008 la tendencia ha sido decreciente. Desde el año 2016, la oscilación es menor. De hecho, 2018 es el primer año en el que la cifra es mayor que en su año precedente. En cuanto al número de espectadores, lógicamente, la tendencia sigue el mismo patrón que el número de conciertos celebrados. Sin embargo, es en el año 2017 cuando comienza a incrementarse la cifra de asistentes a conciertos de música popular en vivo (Sociedad General de Autores y Editores [SGAE], 2019).

En base a estos datos, se puede afirmar que, debido al incremento de la demanda de este tipo de conciertos, en el año 2018 se produce el incremento de la oferta.

¹ No se incluyen los conciertos integrados en los macroconciertos.

En el año 2018, Andalucía, la Comunidad de Madrid y Cataluña son las Comunidades Autónomas en las que mayor número de personas acudió a conciertos de música popular en vivo. Las Comunidades Autónomas en las que más aumentó el número de espectadores son Andalucía, Castilla y León y País Vasco (SGAE, 2019).

Gráfico 1.6.- Recaudación de los conciertos de música popular en vivo (2008-2018)



Fuente: Elaboración propia, a partir de SGAE (2019)².

Una vez revisado el estado del mercado de los conciertos de música actual en vivo, es hora de conocer la recaudación generada por este tipo de conciertos en España. Como señala el Gráfico 1.6, la tendencia es distinta a la del número de conciertos celebrados o espectadores. Durante los diez años mostrados, la facturación se caracteriza por una oscilación entre los 140 y los 170 millones de euros. El año en el que se registró el peor dato fue en 2013. Desde ese año, la tendencia es creciente (SGAE, 2019).

Las Comunidades Autónomas que recaudaron mayor cantidad de dinero por la venta de entradas en 2018 fueron Cataluña, la Comunidad de Madrid y Andalucía. Coinciden con las Comunidades Autónomas que agrupaban un mayor número de espectadores, pero en distinto orden (SGAE, 2019).

El género musical predominante en los conciertos celebrados en 2018 es el pop/rock. El 73,3 % de los asistentes a conciertos de música popular eligió este género musical. Las Comunidades Autónomas en las que más espectadores acudieron a conciertos de este género musical en 2018 son Cantabria, Castilla y León y Extremadura (SGAE, 2019).

² No se incluyen los conciertos integrados en los macroconciertos.

2. PERFIL DE ASISTENTES A CONCIERTOS DE MÚSICA ACTUAL

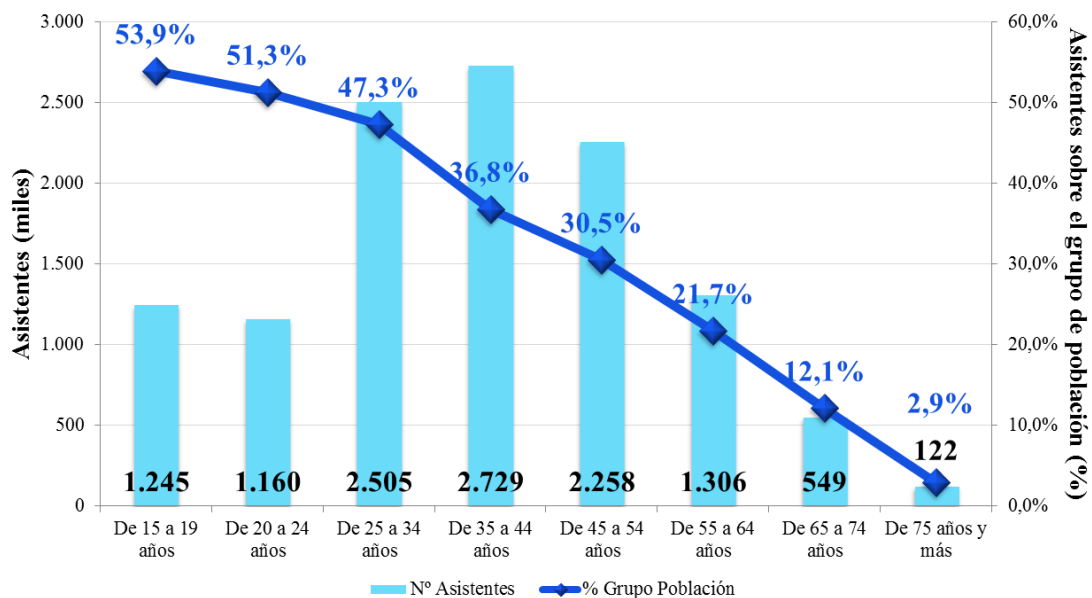
En este capítulo se describen los gustos y preferencias de los espectadores de conciertos de música actual en vivo. Con la finalidad de conocer a los consumidores de este producto, se investigan las variables que describen a los individuos, tanto las que se refieren a características socio-demográficas, como las relacionadas con el proceso de compra.

2.1. CONFECCIÓN DEL PERFIL DE CONSUMIDORES

En este apartado se analizan las variables que van a definir el perfil de los consumidores de conciertos de música actual. En primer lugar, se describen las variables relacionadas con las características socio-demográficas de los individuos.

La primera variable analizada es el sexo. No es mucha la diferencia entre sexos, aunque es ligeramente superior en el caso de los hombres. Acuden a conciertos de música actual 241.000 hombres más que mujeres (Ministerio de Cultura y Deporte [MCUD], 2019).

Gráfico 2.1.- Edad de los asistentes a conciertos de música actual (2018-2019)



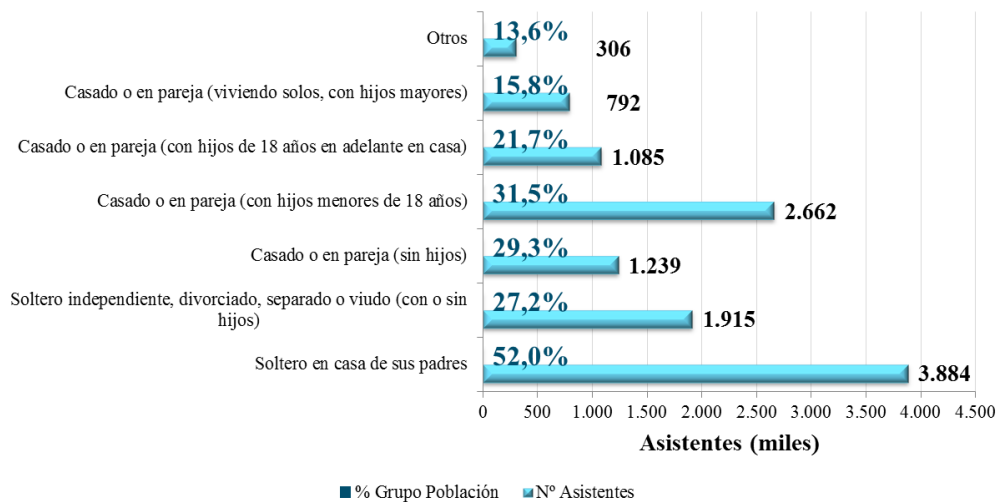
Fuente: Elaboración propia, a partir de MCUD (2019).

La segunda variable que se analiza es la edad de los asistentes. En el caso de esta variable, los datos se distribuyen en ocho grupos de edad. Se realiza una doble representación gráfica:

- ❖ El histograma representa el número de asistentes a conciertos de música actual, de cada grupo de edad. Destacan en este caso las personas de 35 a 44 años (MCUD, 2019).
- ❖ El gráfico de línea representa el porcentaje de población de cada grupo que ha asistido a conciertos de música actual. Se puede observar que las cifras más grandes pertenecen a los jóvenes de 15 a 19 años y a los de 20 a 24 años. Más de la mitad de las personas comprendidas en estos grupos de edad acude a este tipo de espectáculos, aunque, en número de asistentes, no son los grupos que lideran. Sin embargo, el grupo dominante en número de asistentes (personas de entre 35 y 44 años), presenta un porcentaje menor de asistencia a este tipo de conciertos (el 36,8 %) (MCUD, 2019).

Para el perfil de consumidor se elige el tercer grupo: las personas de entre 25 y 34 años. Existe un doble motivo para esta elección: es el segundo grupo en número de asistentes (2.505), además de poseer el tercer porcentaje más alto dentro de su grupo (47,3%): casi la mitad de las personas de este grupo de edad acuden a conciertos de música actual.

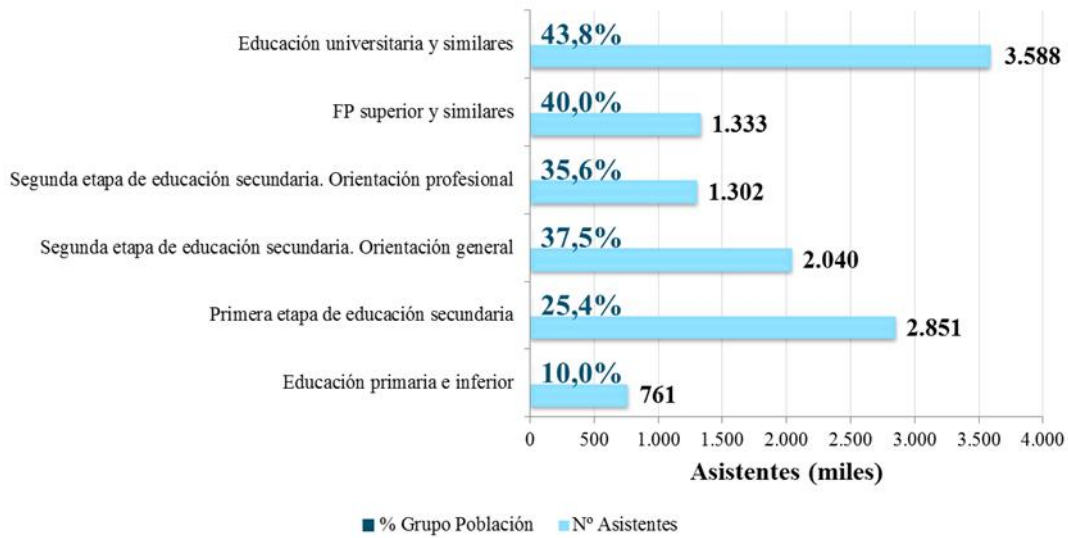
Gráfico 2.2.- Situación personal de los asistentes a conciertos de música actual (2018-2019)



Fuente: Elaboración propia, a partir de MCUD (2019).

La tercera variable analizada es la situación personal de los consumidores. Las personas que no tienen pareja y viven en casa de sus padres son las que más consumen conciertos de música actual en vivo; tanto en número de asistentes, como en porcentaje sobre su grupo (el 52 % de este grupo acude a conciertos de música actual) (MCUD, 2019).

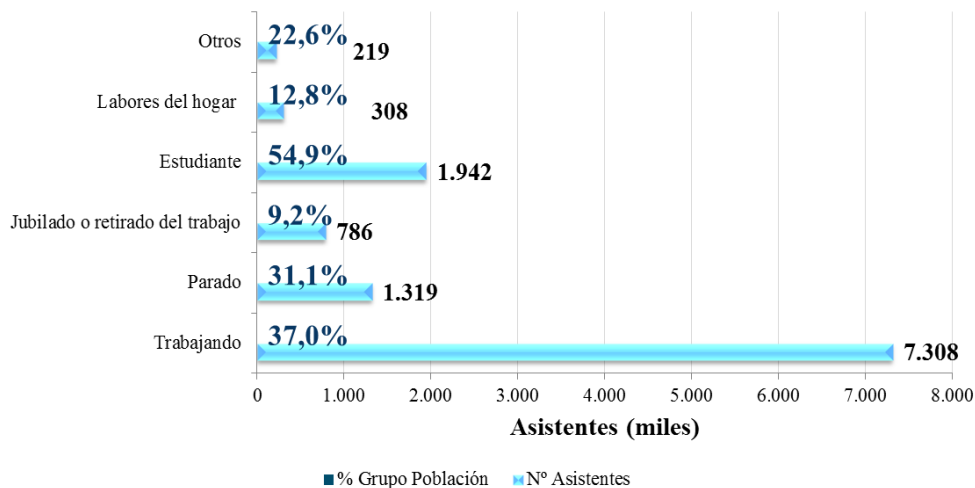
Gráfico 2.3.- Nivel de estudios de los asistentes a conciertos de música actual (2018-2019)



Fuente: Elaboración propia, a partir MCUD (2019).

La cuarta variable analizada es el nivel de estudios de los asistentes. Esta variable aparece agrupada en seis modalidades distintas. Se puede observar en el Gráfico 2.3 que las personas que poseen estudios universitarios o similares son las que escogen en mayor medida los conciertos de música actual como opción de ocio, tanto en número, como en porcentaje respecto al total de la modalidad. El 43,8 % ellos acude a este tipo de conciertos (MCUD, 2019).

Gráfico 2.4.- Situación laboral de los asistentes a conciertos de música actual (2018-2019)



Fuente: Elaboración propia, a partir de MCUD (2019).

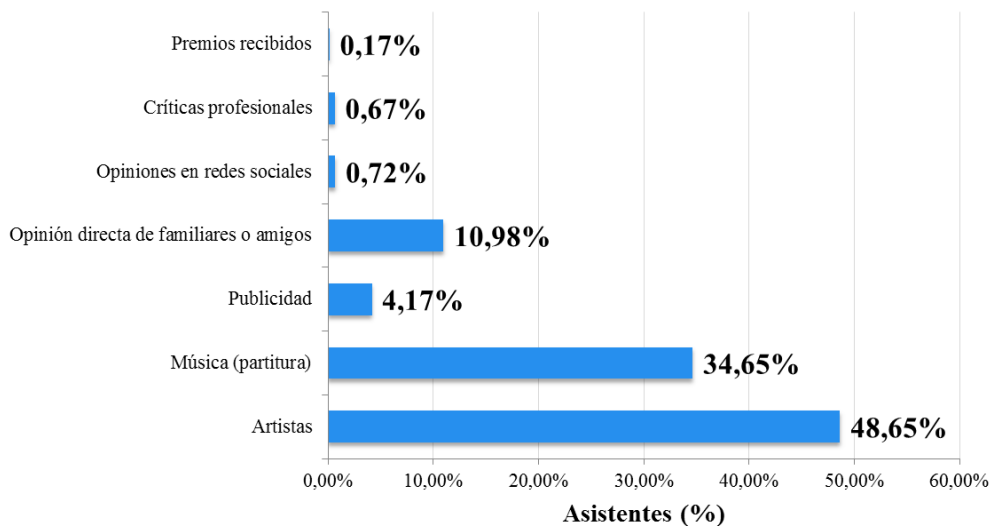
La quinta variable analizada es la situación laboral de los espectadores. Como señala el Gráfico 2.4, las personas que están trabajando son las que más consumen este producto. Sin embargo, el porcentaje de población dentro de la modalidad no es el más alto;

pertenece a los estudiantes. Más de la mitad de estudiantes van a conciertos de música actual, aunque son el segundo grupo en número. Existe otro dato sorprendente en esta variable; los parados destinan parte de su dinero a esta actividad cultural. Los parados son el tercer grupo en cuanto a número y el 31,1 % de ellos asiste a conciertos de música actual. (MCUD, 2019).

Este hecho afecta a la forma de percibir la cultura y, dentro de ella, la música. Habitualmente, la música no es percibida como una necesidad básica del ser humano. Sin embargo, este caso es un reflejo de que esa percepción no es correcta, puesto que una persona que no tiene trabajo, lógicamente, ahorra y gasta dinero sólo en lo básico. Pero destina parte de sus ingresos a la música en vivo. Se deja claro en este ejemplo que la música es una necesidad básica del ser humano, ya que proyecta sus emociones.

Una vez observadas las variables relacionadas con las características socio-demográficas de los individuos, se procede a analizar otras variables. Éstas describen las características del comportamiento de los consumidores de conciertos de música actual en vivo en el momento de la compra de entradas.

Gráfico 2.5.- Motivos para acudir a conciertos de música actual (2018-2019)



Fuente: Elaboración propia, a partir de MCUD (2019).

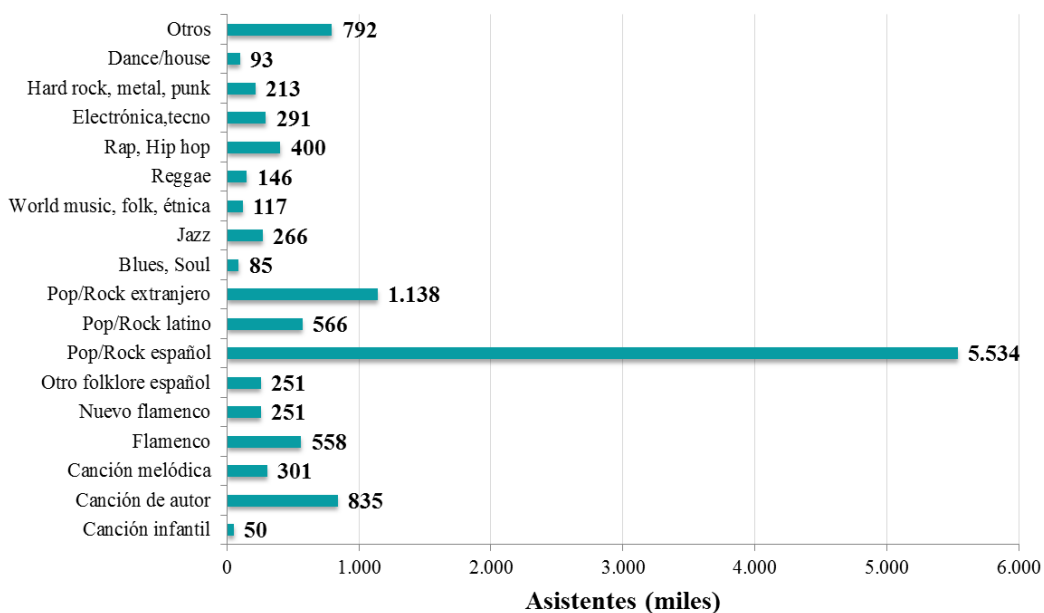
La primera variable que se analiza de este tipo consta de siete modalidades, en las que se resumen las razones por las que los españoles toman la decisión de ir a un concierto de música actual.

Se puede apreciar, en el Gráfico 2.5, que los principales motivos por los que los consumidores deciden asistir a un concierto de música actual son los artistas (48,65 %) y la música (34,65 %). Los espectadores también le dan importancia a la opinión de su entorno más cercano (MCUD, 2019).

Esta variable refleja el valor que tiene la comunicación en cualquier empresa; después de la opinión del entorno cercano de las personas, se encuentra la publicidad (MCUD, 2019). Las personas recuerdan más fácilmente a los artistas al ver la publicidad en distintos medios, facilitando así el proceso de compra.

Las opiniones expresadas en Redes Sociales no son un motivo principal (tan sólo un 0,72 % de los asistentes escoge esta modalidad). Sin embargo, el aspecto más llamativo es que se sitúan por encima de las críticas profesionales (el 0,67 % de los espectadores las considera importantes a la hora de tomar la decisión) (MCUD, 2019). Lo que se extrae de esta información es que, para los consumidores, las Redes Sociales tienen un alto nivel de credibilidad, por encima de las críticas profesionales.

Gráfico 2.6.- Género musical de los conciertos de música actual (2018-2019)



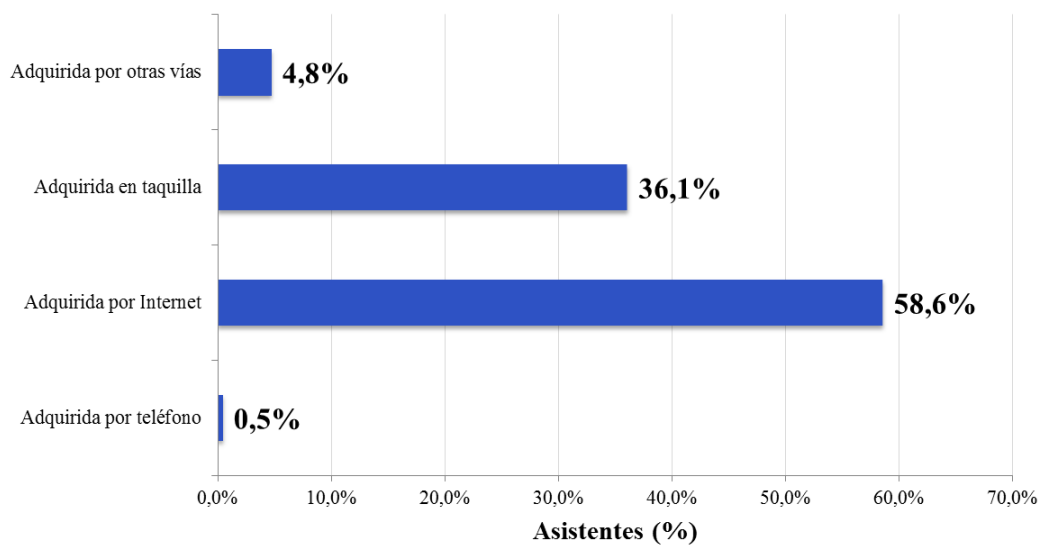
Fuente: Elaboración propia, a partir de MCUD (2019).

La siguiente variable que se analiza es el género musical de los conciertos de música actual celebrados en 2018 y 2019. Como indica el Gráfico 2.6, el género musical que consigue reunir el mayor número de espectadores en España es el pop/rock español, con una gran diferencia sobre el resto. El segundo género con mayor número de asistentes es el pop/rock extranjero (MCUD, 2019).

Es posible que, además de los motivos principales (artistas y música), influya en la elección de conciertos de pop/rock español el hecho de que los artistas nacionales realizan giras por varias provincias españolas. Sin embargo, los artistas extranjeros suelen celebrar conciertos en las grandes capitales españolas, lo que les dificulta el acceso a los espectadores, al elevar su coste económico, tiempo y medios para acudir.

La última variable que se estudia, relacionada con el comportamiento en la compra, es la forma de obtención de las entradas no gratuitas a los conciertos de música actual.

Gráfico 2.7.- Forma de obtención de las entradas no gratuitas para conciertos de música actual (2018-2019)



Fuente: Elaboración propia, a partir de MCUD (2019).

En esta variable se observa claramente un cambio en el comportamiento de los asistentes desde la llegada del e-commerce. De las cuatro modalidades que se pueden elegir (adquiridas por teléfono, en taquilla, por Internet y por otras vías), un 58,6 % de los consumidores declara haber adquirido las entradas en Internet. En segundo lugar se sitúan las entradas adquiridas en taquilla. Un 36,1 % de los asistentes las ha adquirido de esta forma (MCUD, 2019).

En el caso de las entradas adquiridas en Internet, pueden influir dos factores: el precio de las entradas, que suele ser menor al que tienen en un establecimiento físico, o la inmediatez a la hora de comprarlas, ya que pueden ser adquiridas con mayor antelación y a cualquier hora. En cuanto a las entradas adquiridas en taquilla, en el proceso de compra se valora la disponibilidad de las entradas. Por ello, los consumidores están

dispuestos a pagar más por la entrada, ya que, generalmente, el precio es superior adquiriéndolas de esta forma.

2.2. DETERMINACIÓN DEL PERFIL DE CONSUMIDORES

En este apartado se integran todas las características analizadas anteriormente para conocer el perfil de los consumidores que asisten a conciertos de música actual en vivo en España. Todas las modalidades de las variables analizadas contienen asistentes, en mayor o menor medida. No obstante, para determinar el perfil de consumidores, se seleccionan las modalidades que presentan mayor relevancia; es decir, un resultado numérico más elevado. En la Figura 2.1 se puede observar el conjunto de características que conforma el perfil establecido. Dichas características se describen a continuación.

En cuanto a las características sociodemográficas: se trata de mujeres y hombres, de entre 25 y 34 años de edad, que no tienen pareja y están viviendo en casa de sus padres. Poseen estudios universitarios o superiores y disponen de un empleo (MCUD, 2019).

En cuanto a las características de comportamiento: los espectadores acuden a conciertos de música actual en vivo, principalmente, porque les gustan los artistas. El género musical de los conciertos es el pop/rock español y el medio por el que adquieren las entradas es Internet (MCUD, 2019).

Figura 2.1.- Características del perfil de consumidor de conciertos de música actual



Fuente: Elaboración propia, a partir de MCUD (2019).

3. IMPORTANCIA DE LAS REDES SOCIALES EN ESPAÑA

Las Redes Sociales han irrumpido en la vida de los seres humanos, poniendo en contacto a personas de todo el mundo en un mismo entorno digital. En este entorno todos expresan sus opiniones.

Las Redes Sociales constituyen una herramienta fundamental en la industria de la música. A través de ellas los artistas consiguen conectar con sus fans de una forma mucho más cercana. Es posible conocer lo que los seguidores de cada artista quieren de él a través de estas plataformas. Por ejemplo, mediante encuestas que los artistas realicen pueden saber cuáles son las canciones preferidas de sus fans.

También pueden realizar conexiones en directo, en las que los seguidores les preguntan cualquier cosa y los artistas pueden contestar en tiempo real. Además, no hay que dejar fuera de la ecuación los comentarios en Redes Sociales, ya sea en respuesta a una publicación o utilizando un Hashtag; lo que ayuda a conocer mejor los gustos de los consumidores de la música de cada artista.

Otra parte muy importante de las Redes Sociales son, por supuesto, los *likes* que cada publicación recibe, así como el número de seguidores de cada artista y el perfil de estos seguidores.

En definitiva, con todas las acciones que los artistas llevan a cabo en sus cuentas en Redes Sociales propician una conexión emocional con sus fans, consiguiendo de este modo hacerles sentir importantes. Por consiguiente, esto favorece la compra de productos que un determinado artista patrocine, además de su propia música.

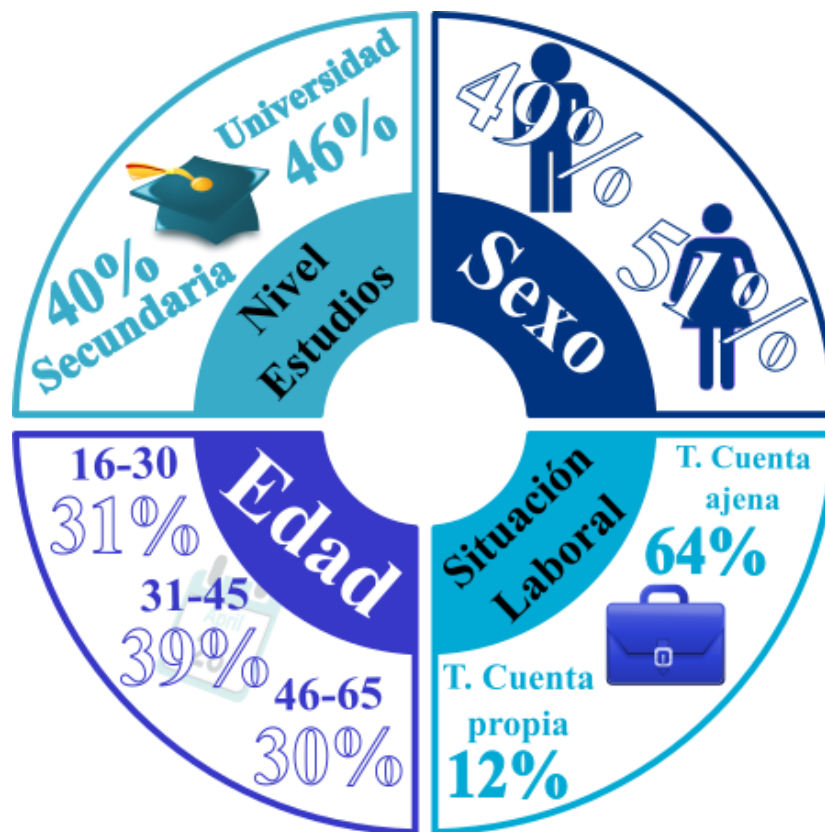
Las Redes Sociales son una fuente de ingresos para los artistas, no sólo por los ingresos procedentes de marcas, sino por la valiosa información que les proporcionan sobre sus fans. Esta información puede ser utilizada, como en cualquier otro producto, para conocer la forma de mejorar la música que ofrecen y así satisfacer las necesidades de sus seguidores.

3.1. USO DE LAS REDES SOCIALES EN ESPAÑA

En este apartado se realiza un breve repaso sobre el uso de las Redes Sociales en España, de forma general.

El primer paso es dimensionar el mercado de estas aplicaciones en el país. El número total de usuarios de Redes Sociales en España supera los 25,5 millones. En cuanto a la penetración de las Redes Sociales en España, en 2019 es del 85 % de los internautas de entre 16 y 65 años. Es una cifra elevada, pero se mantiene constante desde 2017 (Interactive Advertising Bureau [IAB], 2019).

Figura 3.1.- Perfil de los usuarios de Redes Sociales en España (2019)



Fuente: Elaboración propia, adaptado de IAB (2019).

El segundo paso es describir el perfil de usuarios de Redes Sociales en España. En la Figura 3.1 se muestran los resultados obtenidos sobre cuatro variables.

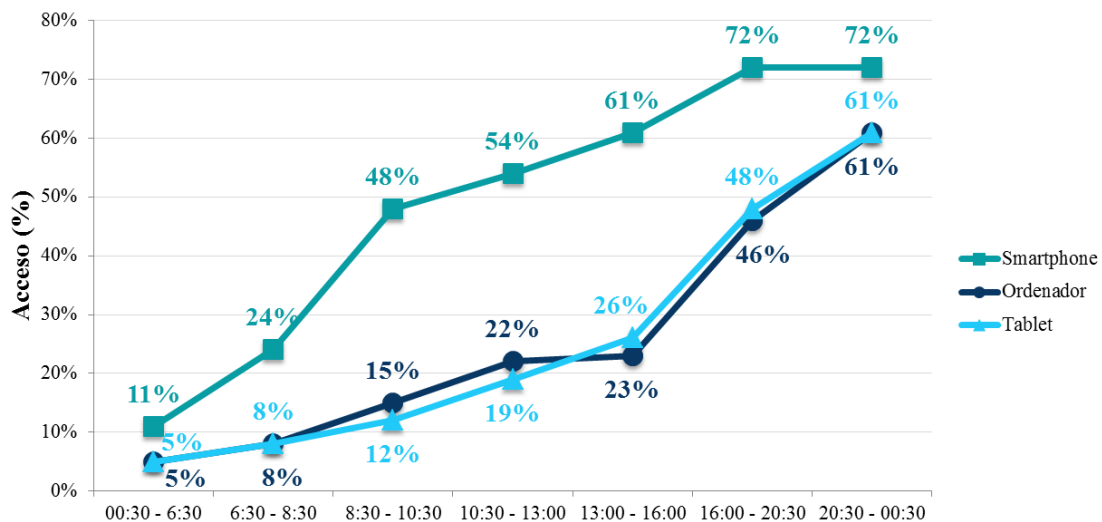
Se afirma, en base a estos datos, que los usuarios de Redes Sociales en España son hombres y mujeres, de entre 31 y 45 años. Tienen estudios universitarios y de secundaria y son trabajadores por cuenta ajena (IAB, 2019).

3.1.1. Características del uso de Redes Sociales en España

Los dispositivos utilizados para acceder a Redes Sociales en España son tres: el ordenador, la Tablet y el Smartphone (IAB, 2019).

El Smartphone es el dispositivo más utilizado; el 95 % de los usuarios de Redes Sociales lo utiliza. El ordenador se utiliza también de forma generalizada; el 92 % de los usuarios elige este dispositivo para acceder a las Redes Sociales. La Tablet es el dispositivo con menor nivel de utilización; el 54 % de los usuarios la utiliza para acceder a sus Redes Sociales (IAB, 2019).

Gráfico 3.1.- Horarios de conexión a Redes Sociales, según el dispositivo utilizado (2019)



Fuente: Elaboración propia, adaptado de IAB (2019).

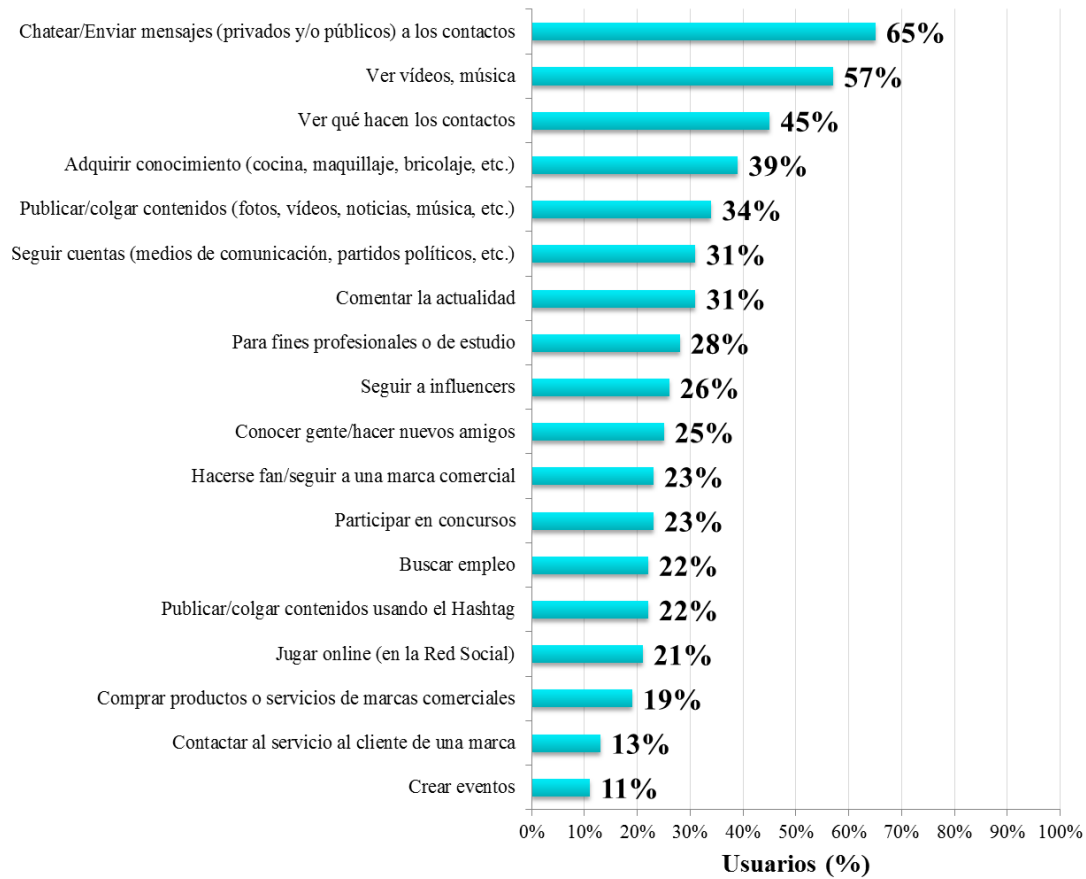
El Gráfico 3.1 describe los horarios en los que los españoles utilizan las Redes Sociales en mayor medida. Como se indicaba anteriormente, el dispositivo que reúne los valores más altos es el Smartphone. La franja horaria comprendida entre las 16:00 y las 00:30 horas es la que presenta un uso notable de las Redes Sociales. La noche es la parte preferida del día por los internautas españoles para utilizar Redes Sociales (IAB, 2019).

En el caso del Smartphone, el incremento más alto se da entre las 8:30 y las 10:30 horas. Se empieza a acceder con él desde primera hora de la mañana (IAB, 2019).

El ordenador se comienza a utilizar para acceder a Redes Sociales más tarde, aumentando su uso en el intervalo de 16:00 a 20:30 horas. El dato más alto se registra entre las 20:30 y las 00:30 horas (IAB, 2019).

En cuanto al uso de la Tablet para acceder a Redes Sociales, se observa que su utilización es similar a la del ordenador, siendo ligeramente más elevada entre las 8:30 y las 13:00 horas. Su mayor porcentaje de utilización también se da al final del día, entre las 20:30 y las 00:30 horas, con el mismo valor que el uso del ordenador (IAB, 2019).

Gráfico 3.2.- Actividades realizadas en Redes Sociales (2019)



Fuente: Elaboración propia, adaptado de IAB (2019).

A lo largo de este apartado se ha dado respuesta a quién, cómo y cuándo usan los internautas españoles las Redes Sociales. A través del Gráfico 3.2, se da respuesta a para qué las usan.

Las principales acciones llevadas a cabo en las Redes Sociales son las de comunicación, consumo de productos audiovisuales, adquisición de conocimiento y expresión de opiniones, a la vez que se comparten contenidos. También se utilizan las Redes Sociales con fines profesionales o de estudio (IAB, 2019).

Las acciones de comunicación más frecuentes son enviar mensajes y ver qué hacen los contactos. A pesar de haber evolucionado desde su nacimiento, las Redes Sociales conservan esa parte social, que es el principal fin por el que son utilizadas (IAB, 2019).

El consumo de productos audiovisuales es la segunda acción por la que los internautas utilizan las Redes Sociales. Un 57 % de los usuarios declara que su uso se debe a la visualización de vídeos o el consumo de contenido musical en ellas (IAB, 2019).

Se implanta cada vez más la adquisición de conocimiento a través de las Redes Sociales (IAB, 2019). Es muy común buscar publicaciones, ya sean estáticas o en formato de vídeo, para cocinar una receta nueva, aprender a utilizar productos cosméticos, o el simple hecho de resolver cualquier problema cotidiano. Actualmente, no se le pregunta a un amigo cómo solucionar algo; se busca en una Red Social cómo los demás hacen algo. Este hecho representa perfectamente la confianza que las personas depositan en estas plataformas.

Compartir contenidos en Redes Sociales es otra de las principales actividades a las que se destina su uso. A su vez, estas publicaciones son compartidas muchas veces utilizando Hashtags (IAB, 2019). Hoy en día, los usuarios de Redes Sociales comparten muchas de sus experiencias, o casi todas. Se pueden encontrar publicaciones casi de cualquier tema: productos probados, viajes, actividades cotidianas... Todos los momentos que forman parte de la vida de una persona son susceptibles de ser compartidos en las Redes Sociales, consideradas por los usuarios como una extensión más de su vida.

Los Hashtags, mencionados anteriormente, se utilizan muchas veces para comentar algún hecho que ocurre en la actualidad. Así, en Redes Sociales como Twitter se sabe qué temas son virales, porque siempre van acompañados de su correspondiente Hashtag.

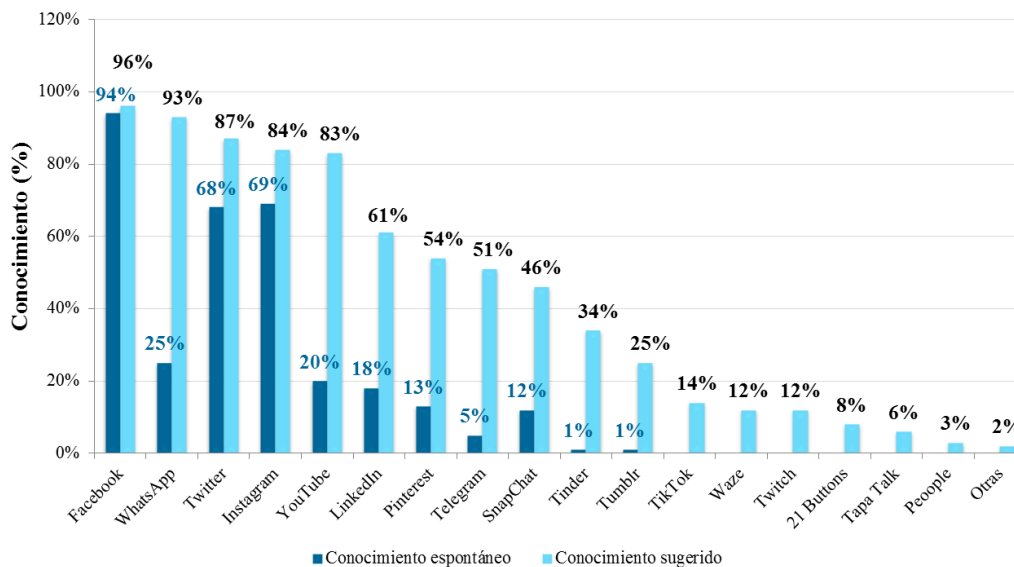
Existen otros motivos distintos al entretenimiento para hacer uso de las Redes Sociales, como los profesionales o los académicos (IAB, 2019). LinkedIn es el ejemplo de Red Social profesional. Miles de profesionales de todo el mundo detallan su vida profesional en esta plataforma. Cualquier otra Red Social puede ser utilizada con fines profesionales en el transcurso de las acciones de marketing digital efectuadas por las empresas. En el ámbito académico también son utilizadas las Redes Sociales, bien sea para asistir a un curso online, buscar información sobre las opciones disponibles o proceder al análisis de datos.

3.2. PRINCIPALES REDES SOCIALES EN ESPAÑA

Este apartado resume las Redes Sociales que están más presentes en la vida de los usuarios españoles, así como el conocimiento y satisfacción con los servicios prestados por las mismas.

En primer lugar, se hace referencia a las Redes Sociales más populares en el país. Se indican las Redes Sociales que están en el *Top of mind* de los españoles; es decir, aquellas que son recordadas de forma espontánea por los internautas al preguntarles qué Redes Sociales conocen. Las más recordadas o conocidas por los usuarios son Facebook (94 %), Instagram (69 %) y Twitter (87 %) (IAB, 2019).

Gráfico 3.3.- Redes Sociales más populares en España (2019)



Fuente: Elaboración propia, adaptado de IAB (2019).

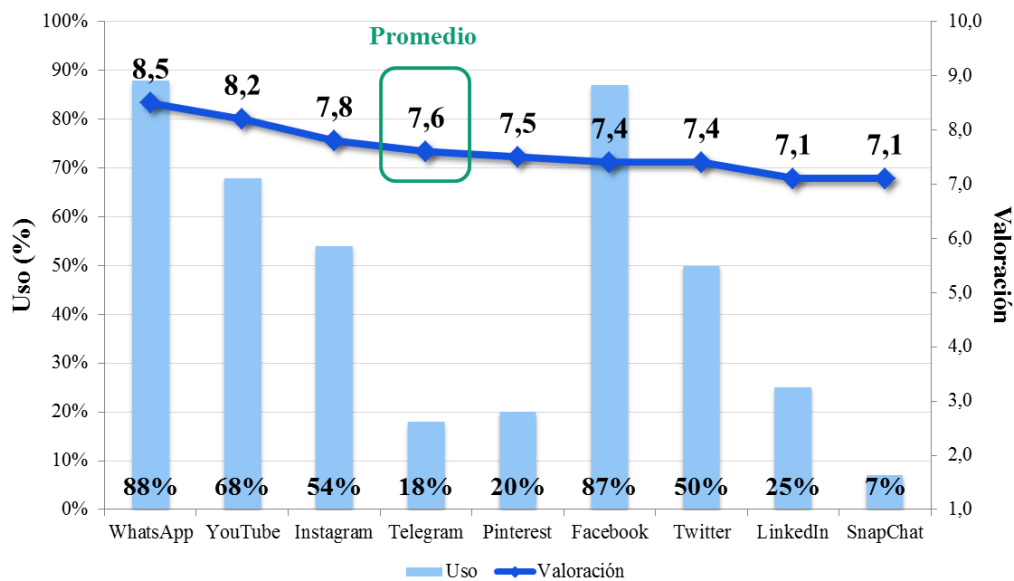
En segundo lugar, se analiza el conocimiento sugerido de las Redes Sociales, o, dicho de otra forma, qué Redes Sociales conocen los usuarios al ver los logotipos o iconos que las representan. Facebook sigue ocupando el primer puesto (96 %), seguida por WhatsApp (93 %), Twitter (87 %), Instagram (84 %) y YouTube (83 %) (IAB, 2019).

Es sorprendente la comparativa de ambos conocimientos de las Redes en los casos concretos de WhatsApp o YouTube, ya que son Redes Sociales que se utilizan constantemente, pero no son recordadas de forma espontánea. Puede ser debido a la percepción de los usuarios hacia las mismas.

WhatsApp es percibida como una parte del teléfono móvil, ya que el alcance de una opinión o una publicación en WhatsApp es, generalmente, mucho menor que en otras Redes Sociales. No es algo totalmente público.

YouTube también es percibida más como una plataforma en la que disfrutar de contenido audiovisual que como una Red Social propiamente dicha. Aunque los usuarios publican sus comentarios y expresan qué contenido les gusta, no se propaga esta opinión con la misma inmediatez que en Facebook, Twitter o Instagram.

Gráfico 3.4.- Uso y valoración de Redes Sociales en España (2019)



Fuente: Elaboración propia, adaptado de IAB (2019).

El Gráfico 3.4 compara el uso de Redes Sociales en España con la valoración que obtienen las mismas por parte de sus usuarios. WhatsApp es la Red Social con la que los usuarios están más satisfechos, además de ser la más usada en España (IAB, 2019).

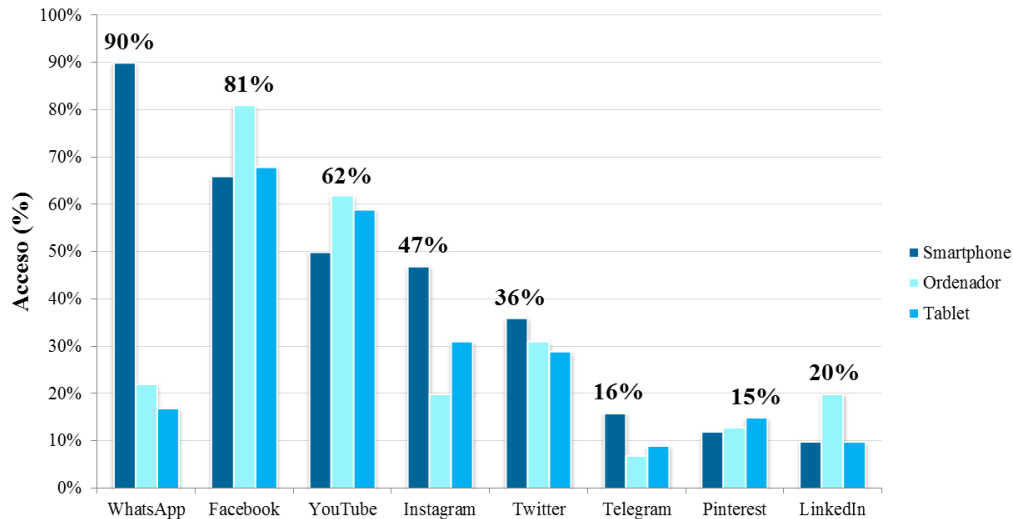
Facebook, al contrario, registra una valoración situada por debajo de la media, aunque es segunda Red Social más utilizada (IAB, 2019).

YouTube e Instagram consiguen que sus usuarios tengan una buena experiencia; su valoración se sitúa por encima de la media, pero su porcentaje de uso es mucho menor que los de WhatsApp o Facebook (IAB, 2019).

Twitter, por su parte, tiene un porcentaje de utilización más pequeño que Instagram, pero se mantiene cerca. Sin embargo, la valoración de la experiencia no supera la media (IAB, 2019).

El caso de Telegram es el más singular, puesto que la satisfacción que proporciona a sus usuarios está justo en la media, pero solamente es utilizada por el 18 % de ellos (IAB, 2019).

Gráfico 3.5.- Utilización de Redes Sociales, según el dispositivo de acceso (2019)



Fuente: Elaboración propia, adaptado de IAB (2019).

El Gráfico 3.5 relaciona las Redes Sociales más populares en España con los dispositivos de acceso a las mismas.

El Smartphone es el dispositivo que los usuarios eligen para acceder a WhatsApp, que es la Red Social más utilizada a través de este dispositivo. Instagram y Twitter también son Redes Sociales mayormente utilizadas con el Smartphone. Lo mismo pasa con Telegram (IAB, 2019). Las plataformas utilizadas a través de este dispositivo ofrecen generalmente servicios de mensajería, o Redes Sociales en las que la interfaz propicia su utilización con el teléfono móvil.

Facebook es una Red Social a la que los usuarios acceden principalmente a través del ordenador, al igual que YouTube o LinkedIn (IAB, 2019). Se trata de Redes Sociales que se utilizan con fines profesionales o cuya experiencia de usuario es mejor al usarlas con el ordenador; un vídeo se ve mejor en cuanto más grande sea la pantalla del dispositivo.

Pinterest es la Red Social a la que se accede en mayor medida con la Tablet (IAB, 2019). Al ser una plataforma en la que se recopilan imágenes, de forma análoga a los álbumes de fotos, la Tablet es el dispositivo más adecuado para su uso.

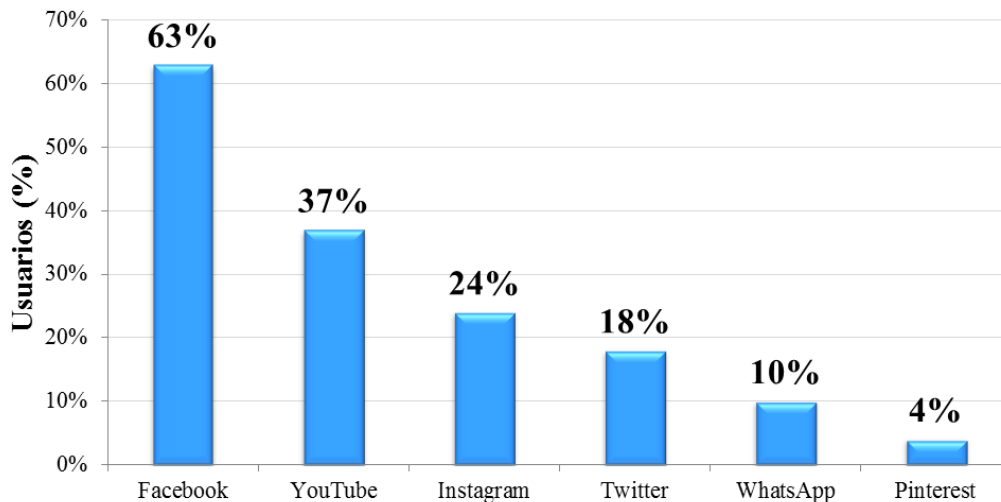
3.3. IMPORTANCIA DE LAS REDES SOCIALES EN EL PROCESO DE DECISIÓN DE COMPRA

Las opiniones publicadas en Internet son una de las principales fuentes de información que las personas consultan antes de comprar un producto. Dependiendo de la valoración que haya recibido un producto, los usuarios se hacen una idea de su calidad.

Según el estudio realizado por IAB (2019), el 55 % de los usuarios de Redes Sociales consulta la información que proporcionan acerca de un producto antes de comprarlo. Los comentarios de otros usuarios sobre la experiencia obtenida con dicho producto influyen en la decisión de compra. Los usuarios en los que influyen de una forma más acentuada son las mujeres y las personas menores de 45 años. El 41 % de los usuarios publican comentarios, exponiendo problemas o dudas que tienen acerca de los productos.

Como muestra el Gráfico 3.6, la Red Social más utilizada para conocer las opiniones o información sobre los productos es Facebook. Detrás de ella, se sitúan YouTube e Instagram (IAB, 2019). Estas tres plataformas son las que tienen mayor influencia en el proceso de decisión de compra de productos.

Gráfico 3.6.- Redes Sociales utilizadas para buscar información antes de realizar una compra (2019)

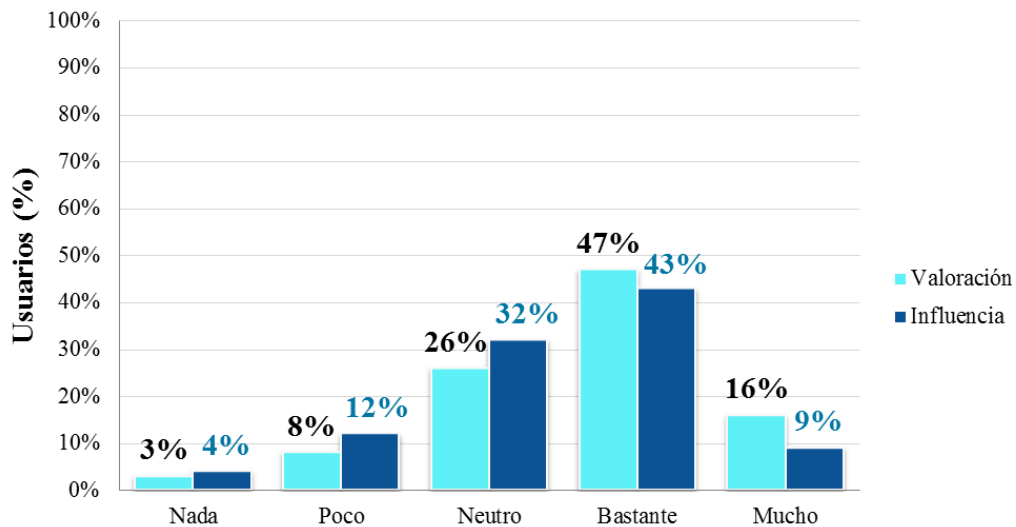


Fuente: Elaboración propia, adaptado de IAB (2019).

En relación con este Trabajo, YouTube tiene mucha importancia; no solamente por los comentarios de otras personas, sino porque muchos artistas tienen en sus perfiles vídeos de sus conciertos y la visualización de ellos les sirve a los usuarios para hacerse una idea de la calidad del producto que ofrecen.

El Gráfico 3.7 muestra el efecto que tienen los comentarios expuestos por otros usuarios en el resto a la hora de comprar un producto. Se puede ver claramente cómo los comentarios de otros usuarios tienen mucha relevancia a la hora de hacer efectiva, o no, una compra. El 47 % de los usuarios valora bastante los comentarios de otros y el 43 % de los usuarios admite que los comentarios tienen bastante influencia en su decisión de compra (IAB, 2019).

Gráfico 3.7.- Efecto de los comentarios en Redes Sociales en la decisión de compra (2019)



Fuente: Elaboración propia, adaptado de IAB (2019).

Se confirma, en base a estos datos, la importancia que tienen los comentarios de otros usuarios cuando describen su experiencia con un producto en Redes Sociales. Los usuarios les confieren bastante credibilidad a las opiniones que aparecen publicadas en estas plataformas. Estas opiniones tienen peso en el proceso de decisión de compra por el que pasan los usuarios antes de adquirir un producto.

4. CASO PRÁCTICO: LAS REDES SOCIALES EN LA MÚSICA

Durante este Trabajo se ha incidido en la importancia de las Redes Sociales en la música. Los espectadores de un concierto de música en vivo comparten su experiencia a la vez que la están viviendo, o después del concierto. Las opiniones de los usuarios en Redes Sociales influyen en la decisión de compra de otros. Se persigue saber si se puede extrapolar este hecho a cualquier producto, también a la entrada de un concierto de música en vivo.

La diferencia entre las opiniones que los usuarios publican en Redes Sociales y las respuestas que pueden proporcionar en un cuestionario radica en la espontaneidad que los individuos tienen en el primer caso a la hora de decir lo que piensan. No lo perciben como algo que va a ser tratado posteriormente, por lo que expresan su opinión abiertamente, sin sesgos.

Por estos motivos, en este capítulo se realiza un análisis práctico de la influencia de las Redes Sociales en la música en directo en España. La Red Social elegida para ello es YouTube. Actualmente, una de las variables por las que se mide el éxito de una canción es el número de visitas de su videoclip en YouTube. No solamente se puede acceder a las canciones, sino que es posible ver muchos vídeos pertenecientes a actuaciones en directo de los artistas, ya sea en sus conciertos, programas de televisión, galas, etc.

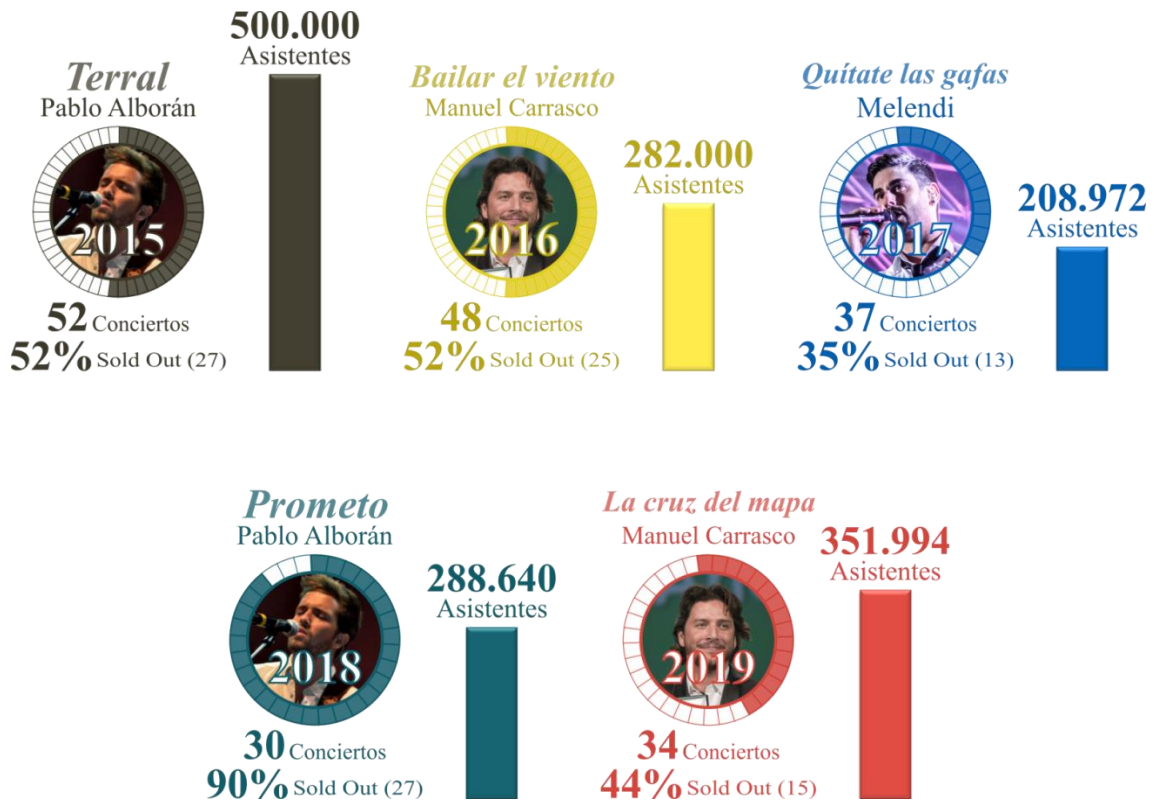
El primer paso para realizar el análisis es decidir a qué artistas analizar. Para ello, se ha recopilado información acerca de los artistas españoles que han conseguido reunir más espectadores en sus giras en los últimos cinco años. Se ha delimitado este periodo de estudio porque durante el mismo se observa un aumento del número de espectadores de conciertos de música popular en España (como se afirmaba en el Apartado 1.3, este cambio en la tendencia se produce en el año 2017).

La Figura 4.1 representa dicha información. Los tres artistas cuyas giras nacionales registraron un mayor número de asistentes en el periodo de estudio son Pablo Alborán (Asociación de Promotores Musicales [APM], 2016, 2019), Manuel Carrasco (APM, 2017, 2020) y Melendi (APM, 2018). El género musical al que pertenece la música de estos artistas es el pop/rock.

En la parte superior de la Figura 4.1 se muestran las giras con tendencia decreciente y, en la parte posterior, las que tienen una tendencia creciente. Según los datos que aporta

APM (2016, 2017, 2018, 2019, 2020), la tendencia cambia con la gira *Prometo*, de Pablo Alborán, en el año 2018. Continúa en 2019, con la gira *La cruz del mapa*, de Manuel Carrasco, que registra un número de espectadores más elevado que la de 2018.

Figura 4.1.- Giras nacionales con mayor número de asistentes (2015-2019)



Fuente: Elaboración propia, a partir de APM (2016, 2017, 2018, 2019, 2020), Pinto, C. (2012)

[Fotografía], Junta Informa (2016) [Fotografía], Ortega, R. (2015) [Fotografía].

Otro aspecto mostrado en la Figura 4.1 es el número de conciertos que contiene cada gira. De forma general, se puede observar que el número de conciertos celebrados se ha ido reduciendo hasta 2019, en el que la gira *La cruz del mapa* tiene cuatro conciertos más que la gira *Prometo*. Desde 2017, el número de conciertos realizados por gira en territorio nacional no supera los 40 (APM, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

En relación con el número de conciertos que componen cada gira, hay que destacar los conciertos que han conseguido “sold out”³. Los círculos representan esta información. Como se muestra en la Figura 4.1, la gira con un mayor porcentaje de “sold out” es *Prometo* (2018). Por el contrario, la gira con un menor porcentaje de “sold out” es *Quítate las gafas* (2017) (APM, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

³ “Sold out” es un término anglosajón utilizado para indicar que en determinados eventos o espectáculos se han vendido todas las entradas.

4.1. ¿QUÉ ES YOUTUBE?

YouTube es un sitio web en el que los usuarios comparten y visualizan vídeos. Los vídeos a los que los usuarios de YouTube pueden acceder son de diversa índole: desde películas o documentales, hasta vídeos musicales, vídeos caseros, o retransmisiones en directo (Ignacio Santiago, 2020). Cualquier persona puede tener un canal en YouTube, de forma gratuita. Los vídeos que se publican en el canal pueden ser vistos por todas las personas que visiten la página web, sin necesidad de estar registrados en la plataforma.

YouTube también es una plataforma considerada como Red Social. Esto se debe a las posibilidades de interacción entre los usuarios; pueden reflejar su experiencia con un vídeo, bien marcando el mismo con “me gusta” o “no me gusta”, o bien publicando comentarios con su opinión. Del mismo modo, los usuarios pueden suscribirse a los canales de otros usuarios, lo que es semejante a seguir a otros usuarios en otras Redes Sociales, como Twitter o Instagram. Al suscribirse, les aparecen los últimos vídeos publicados por los usuarios seguidos (Ignacio Santiago, 2020).

Muchas personas anónimas han alcanzado la popularidad al obtener un número elevado de visitas en los vídeos de su canal de YouTube. Un claro ejemplo de ello es uno de los artistas analizados en este Trabajo: Pablo Alborán.

4.1.1. Perfil de usuarios de YouTube

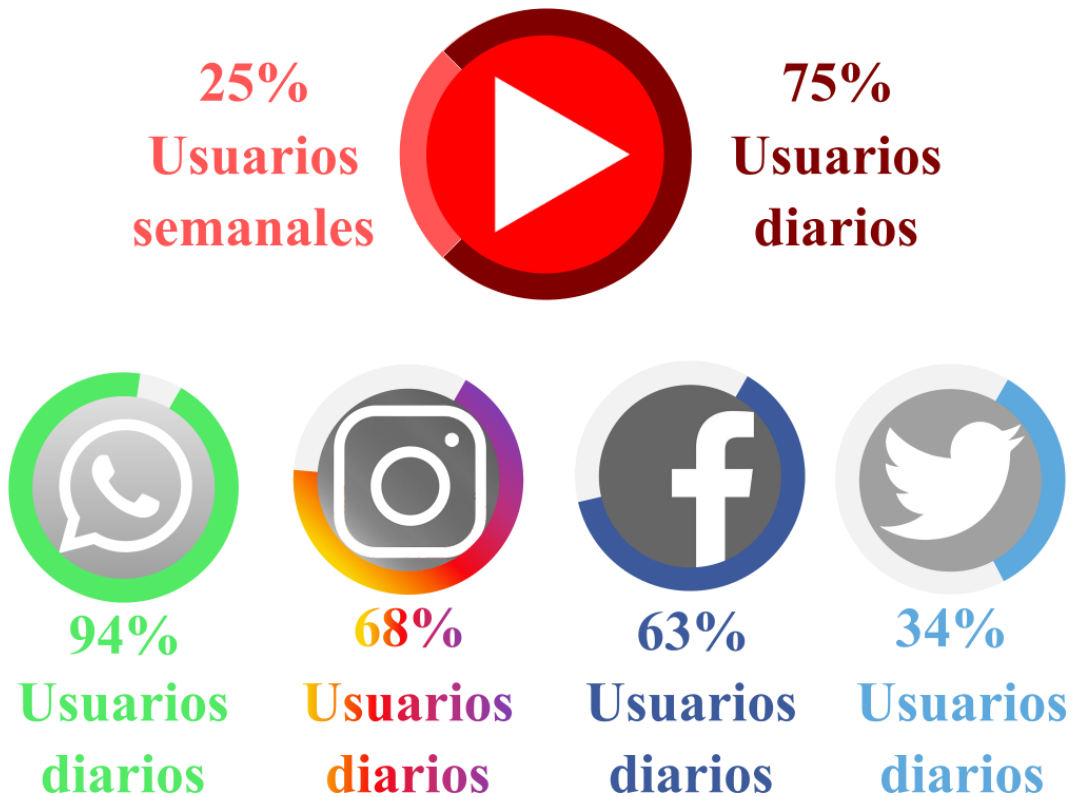
Para conocer YouTube de una forma más específica, en este apartado se describe brevemente el perfil de usuarios de esta Red Social en España. Más allá de características sociodemográficas, esta descripción se hará en base a dos criterios principales: las Redes Sociales utilizadas de forma simultánea con YouTube y la temática de los vídeos que son visualizados en la plataforma.

Como muestra la Figura 4.2, los usuarios habituales de YouTube utilizan también diariamente WhatsApp, Instagram, Facebook y Twitter. En el caso de WhatsApp, se puede ver que es utilizada diariamente casi por el 100 % de los usuarios de YouTube. Tiene más penetración en los usuarios más adultos (Reason Why, 2019).

Instagram es la segunda Red Social más utilizada; el 68 % de los usuarios de YouTube la utilizan a diario. Los usuarios de entre 16 y 24 años la utilizan en mayor medida: el

88 % la usan diariamente (Reason Why, 2019). Puede ser debido a la analogía entre las dos, ya que Instagram ofrece muchos contenidos en formato de vídeo.

Figura 4.2.- Redes Sociales utilizadas por los usuarios de YouTube en España

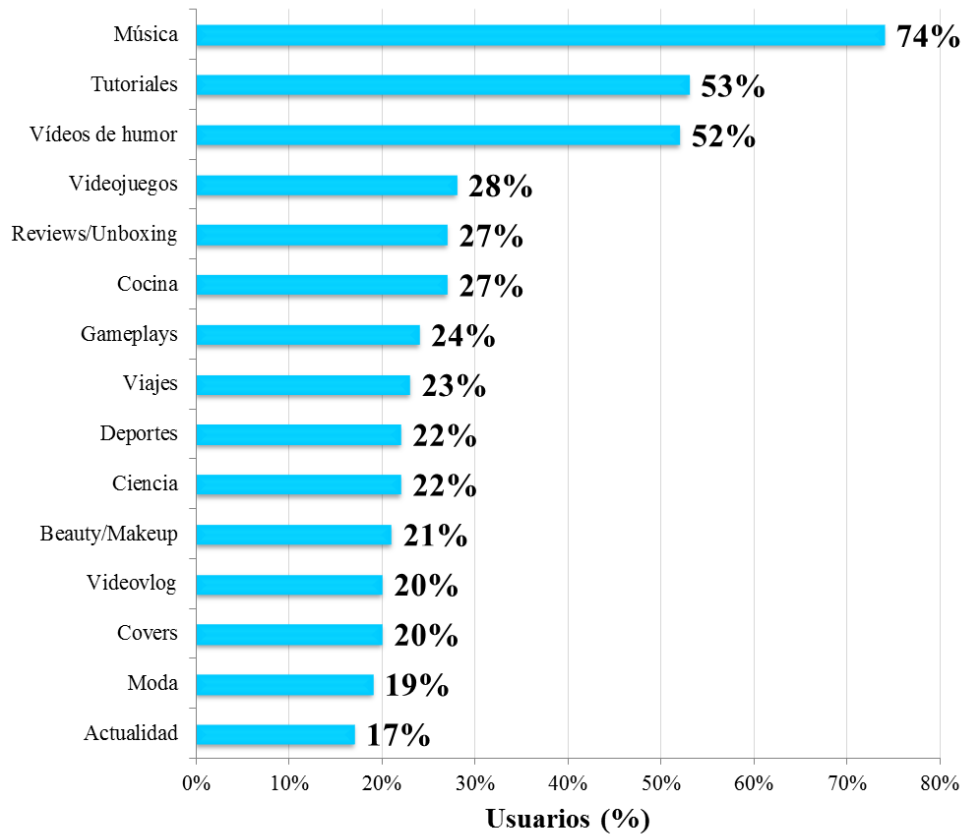


Fuente: Elaboración propia, adaptado de Reason Why (2019).

Facebook es la tercera Red Social más utilizada, en un 63 % de los casos. Detrás de ella se encuentra Twitter, que es la Red Social utilizada con menor frecuencia; un 34 % de los usuarios de YouTube utilizan Twitter diariamente (Reason Why, 2019).

Otro aspecto importante a la hora de analizar el perfil de usuarios de YouTube es la temática de los vídeos que consumen. En el Gráfico 4.1 se observa que la música es el tema principal de los vídeos visitados en YouTube, en un 74 % de los casos (Reason Why, 2019). La importancia de los contenidos musicales en YouTube es innegable. Un reflejo de ello es la plataforma YouTube Music, dedicada exclusivamente a los contenidos musicales que ya forman parte de YouTube.

Los dos temas que también atraen a los usuarios con un porcentaje alto son los tutoriales y los vídeos de humor. El contenido que ofrece YouTube cada vez es más amplio. Esto provoca que, de media, los usuarios tengan cinco temáticas favoritas (Reason Why, 2019).

Gráfico 4.1.- Temáticas favoritas de los usuarios de YouTube en España

Fuente: Elaboración propia, adaptado de Reason Why (2019).

4.2. ANÁLISIS DE DATOS EN YOUTUBE

En este apartado se describe el análisis práctico que se va a efectuar en YouTube. Para ello, se detallan los objetivos que se persiguen con el análisis y su diseño.

4.2.1. Objetivos del análisis

En los siguientes apartados se lleva a cabo un análisis de datos no estructurados, procedentes de YouTube. El objetivo general de este análisis, como se indica al inicio de este Trabajo, es conocer la percepción que tienen los usuarios de esta plataforma sobre la música actual en directo de artistas españoles.

Para alcanzar este objetivo, se establecen los siguientes objetivos específicos:

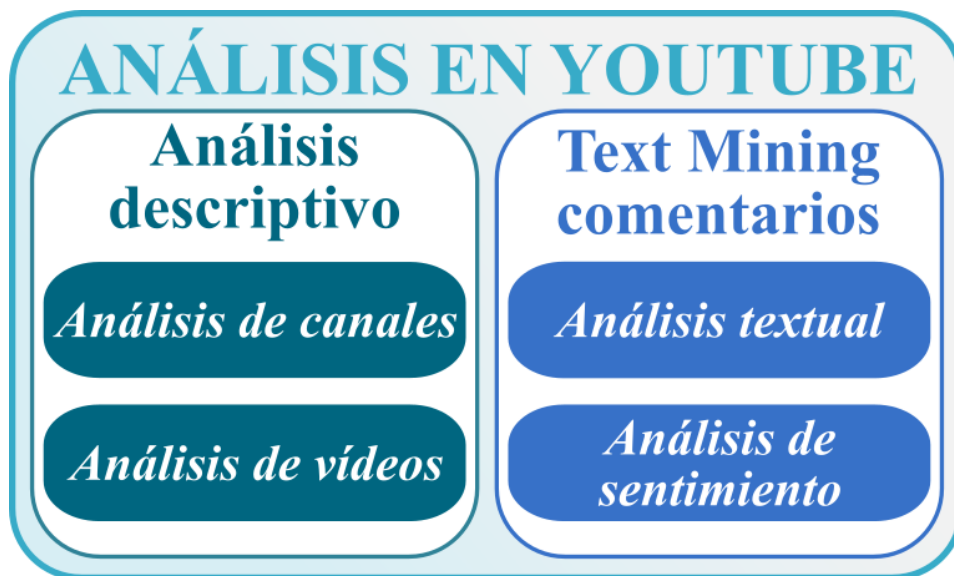
- ☞ Comparar las distintas estadísticas de los canales de YouTube de los artistas estudiados.
- ☞ Comparar las estadísticas de los vídeos de música en directo de los artistas.
- ☞ Definir los términos con mayor número de menciones en los comentarios de los vídeos de música en directo.

- ☞ Definir la connotación de la opinión de los usuarios acerca de los vídeos.
- ☞ Descubrir las emociones preeminentes en los comentarios de los vídeos.
- ☞ Determinar los espacios de tiempo en los que se han publicado más comentarios en los vídeos.

4.2.2. Diseño del análisis

La Figura 4.3 muestra la estructura del análisis, que se divide en dos partes.

Figura 4.3.- Estructura del análisis en YouTube



Fuente: Elaboración propia.

Por un lado, se realiza un análisis descriptivo de los canales y de determinados vídeos:

- ☞ Análisis de canales de YouTube: se analizan las estadísticas de los canales de YouTube de los tres artistas elegidos.
- ☞ Análisis de vídeos de música en directo: se analizan las estadísticas de algunos vídeos de música en directo de los tres artistas.

Por otro lado, se realiza un Text Mining a partir de los comentarios pertenecientes a algunos de los vídeos del análisis descriptivo. De este modo, se conocerá la opinión de otros usuarios de YouTube que han publicado comentarios en dichos vídeos. El Text Mining se compone de dos partes:

- ☞ Análisis textual: se extraerán los términos más frecuentes en los comentarios de los vídeos de cada artista.

- ☞ Análisis de sentimiento: se obtendrá información acerca de la connotación de los comentarios en su conjunto, pudiendo clasificarlos en positivos, negativos o neutrales, y saber cuáles son las emociones predominantes en ellos.

4.3. PRIMEROS PASOS DEL ANÁLISIS EN YOUTUBE

Para realizar el análisis descrito se utilizará R. Álvarez (2018) afirma:

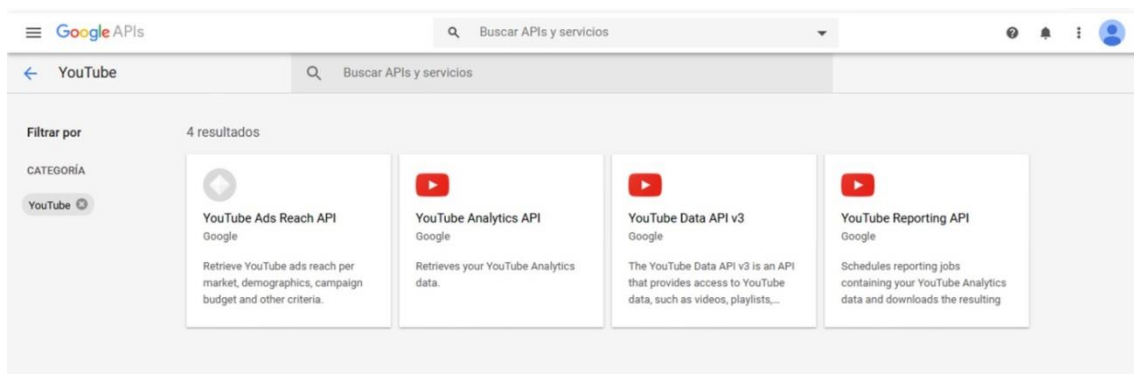
R es un lenguaje de programación y a la vez un software para la obtención de estadísticas y gráficas. Ha sido creado por Ross Ihaka y Robert Gentleman en la Universidad de Auckland, Nueva Zelanda. Actualmente, está siendo desarrollado y mantenido por el equipo R Development Core Team. R es parte de un proyecto más general denominado GNU (General Public License). Tanto los códigos fuente como las versiones binarias se pueden descargar libremente bajo licencia GNU. (p.3)

La interfaz gráfica utilizada para trabajar con R es RStudio.

Para posibilitar la extracción de los datos requeridos, es necesario conectar R con YouTube. Este proceso se lleva a cabo a través de la API de YouTube.

Una API (Application Programming Interface o Interfaz de Programación de Aplicaciones) se utiliza para integrar el software de las aplicaciones. Es la forma en la que los programas informáticos se comunican entre sí (Red Hat, s.f.).

Figura 4.4.- Tipos de APIs de YouTube

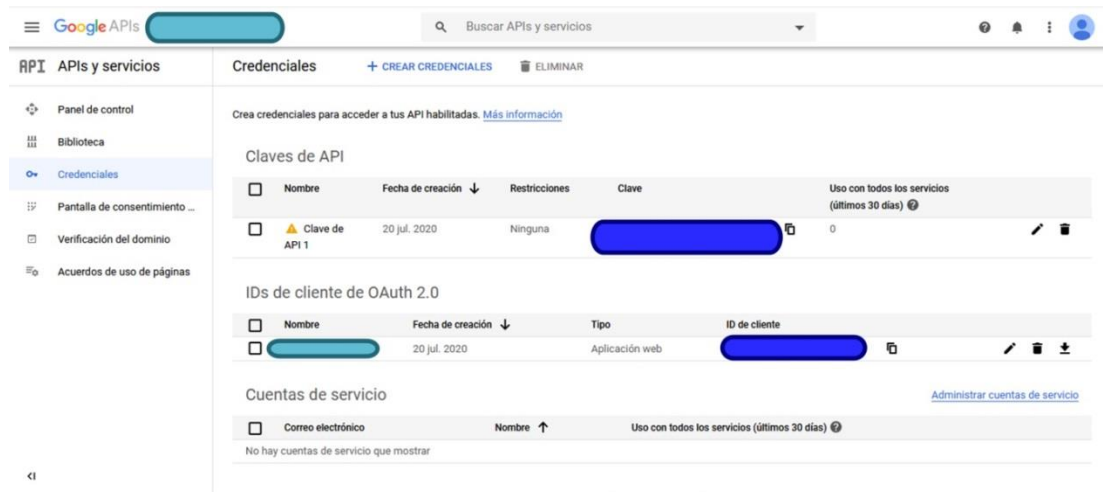


Fuente: Google (s.f.).

La comunicación entre R y YouTube permite la solicitud y el envío de la información pertinente para la elaboración del análisis. Es necesario registrar una aplicación en la API de YouTube para posibilitar el contacto con R. Se efectúa con una cuenta de Gmail.

Como se muestra en la Figura 4.4, existen cuatro tipos de APIs para YouTube. En este caso, la API adecuada para el estudio es YouTube Data API v3, ya que permite acceder a los datos disponibles en la plataforma.

Figura 4.5.- Credenciales de la API en YouTube



Fuente: Google (s.f.).

Después de haber registrado la aplicación, YouTube proporciona las credenciales de autorización, necesarias para llevar a cabo el proceso de comunicación de la Red Social con R. Se muestra la página en la Figura 4.5. Una vez conectados ambos softwares, es el momento de cargar los paquetes que se van a utilizar en el proceso.

Un paquete de R se compone por una serie de funciones y código R. Estas funciones son las que se utilizan para el tratamiento de datos (Santana y Hernández, Librerías en R, s.f.).

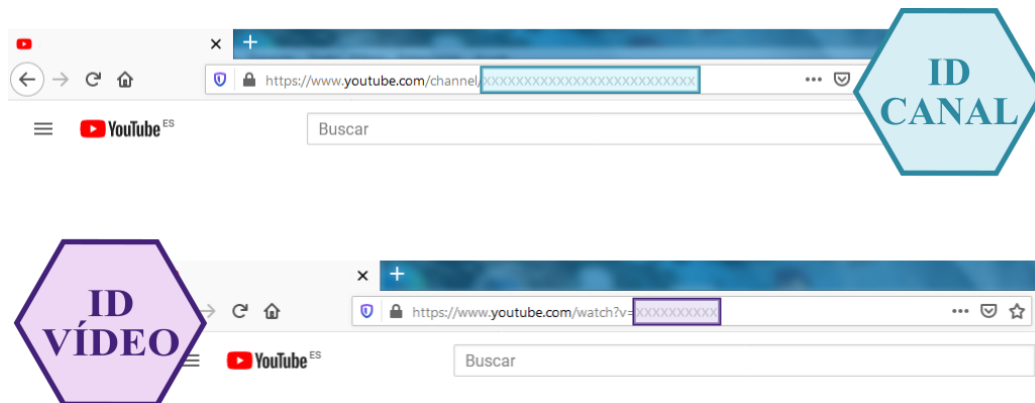
En este caso, los paquetes necesarios son:

- ☞ **“extrafont”**: posibilita la utilización de diversas fuentes de texto (Chang, 2016).
- ☞ **“lubridate”**: permite el tratamiento de datos en formato de fecha (Spinu et al., 2020).
- ☞ **“RColorBrewer”**: proporciona distintas paletas de colores, aplicables a los objetos visuales creados en R (Neuwirth, 2015).

- ☞ “**syuzhet**”: hace posible la extracción de sentimientos de un texto, mediante la utilización de distintos diccionarios (Jockers, 2017).
- ☞ “**tidyverse**”: se trata de una colección de paquetes de R, creados para Data Science (Santana y Hernández, Librerías en R: Tidyverse, 2020).
- ☞ “**tm**”: creado para llevar a cabo las acciones pertenecientes a Text Mining (Feinerer et al., 2019).
- ☞ “**tuber**”: permite la extracción de información de YouTube (Sood et al., 2020).
- ☞ “**wordcloud2**”: hace posible la creación de gráficos en forma de nubes de palabras (Lang y Chien, 2018).
- ☞ “**xlsx**”: permite la lectura y escritura de archivos en formato Excel (Dragulescu y Arendt, 2020).

Para poder extraer datos sobre canales y vídeos de YouTube, es necesario conocer su ID, que se localiza en la URL del vídeo o canal. Se muestra un ejemplo de ID de canales y vídeos en la Figura 4.6.

Figura 4.6.- Ejemplo de ID de canales y vídeos en YouTube



Fuente: YouTube (s.f.).

4.4. ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE DATOS

En la primera parte del análisis en YouTube se realiza un análisis de los datos que posteriormente se tratan, para conocer cómo es la actividad de los artistas en YouTube. Este análisis permite averiguar cómo es la interacción por parte del resto de usuarios con los canales de los artistas y los vídeos publicados en ellos.

4.4.1. Análisis de canales de YouTube

En este apartado se analizan los canales de los tres artistas seleccionados (Manuel Carrasco, Melendi y Pablo Alborán) en YouTube.

El primer paso es extraer los datos necesarios. Se utiliza la función *get_channel_stats*⁴ del paquete “tuber” para recolectar las estadísticas de cada canal. De las variables proporcionadas en cada caso, solamente cinco aportan información relevante para el estudio. Por lo tanto, se unen en un objeto nuevo las cinco variables, con la información de cada canal y se exporta a un fichero con extensión .csv (para ser abierto con R) y a otro fichero con extensión .xlsx (para ser abierto con Microsoft Excel).

En la Tabla 4.1 se observan los datos extraídos, ordenados por el número de suscriptores. El artista que posee un mayor número de suscriptores en su canal de YouTube es Pablo Alborán, con 4.560.000. La diferencia con Melendi se sitúa en 1.200.000 suscriptores. Manuel Carrasco, en cambio, tiene el dato más alejado; no llega al millón de suscriptores.

Tabla 4.1.- Estadísticas de los canales de YouTube

Artista	Suscriptores	Visitas	Vídeos publicados	Fecha creación canal
Pablo Alborán	4.560.000	3.233.851.348	184	20/09/2010
Melendi	3.360.000	0	0	23/04/2018
Manuel Carrasco	699.000	2.449.896	33	16/04/2013

Fuente: Elaboración propia.

La variable “visitas” indica el número de veces que ha sido visto un canal de YouTube; es decir, las veces que los usuarios han accedido a él. Se puede ver que Pablo Alborán posee más de 3.000 millones de visitas en total. En el caso de Melendi, YouTube no proporciona datos sobre esta variable. Manuel Carrasco tiene menos visitas que Pablo Alborán; en total acumula 2.449.896.

Pablo Alborán es el artista que más vídeos tiene publicados en su canal de YouTube: 184 en total. YouTube tampoco proporciona datos sobre Melendi en este caso. Manuel Carrasco tiene menos vídeos publicados: 33 en total.

En cuanto a la fecha de creación del canal, el más reciente es el de Melendi, creado en 2018. El de Manuel Carrasco fue creado en 2013. Pablo Alborán es el artista que más tiempo lleva en YouTube; fue en 2010 cuando fue creado su canal.

⁴ El código completo de R estará disponible para aquellas personas que lo soliciten, poniéndose en contacto con la autora.

4.4.2. Análisis de vídeos de música en directo

En este apartado se analizan las estadísticas de vídeos publicados en los canales de cada artista, en los que actúan en directo. Se seleccionan vídeos en directo de las giras de Pablo Alborán y Manuel Carrasco mencionadas al principio de este capítulo (*Terral*, *Bailar el viento*, *Prometo* y *La cruz del mapa*). Estos vídeos están publicados en los canales oficiales de YouTube de ambos artistas.

En el caso de la gira de Melendi, *Quítate las gafas*, no ha sido posible encontrar vídeos en su canal oficial. En cambio, sí que están disponibles varios vídeos de actuaciones en directo de un álbum que se grabó durante su gira *Un alumno más* (2015). El álbum se denomina *Directo a Septiembre*. Esta será la denominación de la gira en el presente estudio.

Para el proceso de selección de los vídeos se establecen los siguientes criterios en la búsqueda avanzada⁵ de YouTube:

- 1) Inserción del nombre de cada gira.
- 2) Selección del tipo de contenido “vídeo”.
- 3) Orden de los resultados según el número de visualizaciones.

Una vez mostrados los resultados, se seleccionan un total de cinco vídeos por gira, en los que los artistas actúan en solitario. Se utiliza la función *get_stats* del paquete “tuber” para obtener las estadísticas de cada vídeo.

Se agrupan los vídeos por gira y se les añade una variable más: la duración de cada vídeo. Se inserta toda la información obtenida en una única base de datos, denominada “statsgiras”. Se crea una variable adicional, denominada “gira”, para identificar a qué gira pertenece cada vídeo. Todas las variables están codificadas como variables textuales, así que se recodifican las que deben ser numéricas. Posteriormente, esta base de datos es exportada a un fichero con extensión .csv.

Para facilitar la comparación de las estadísticas de los vídeos, se crea una nueva base de datos, denominada “averagest”, que contiene la media calculada de cada variable para cada gira. Se exporta a dos ficheros; uno con extensión .csv y otro con extensión .xlsx. La base de datos se muestra en la Tabla 4.2.

⁵ Se puede acceder a los enlaces de cada búsqueda en el ANEXO I.

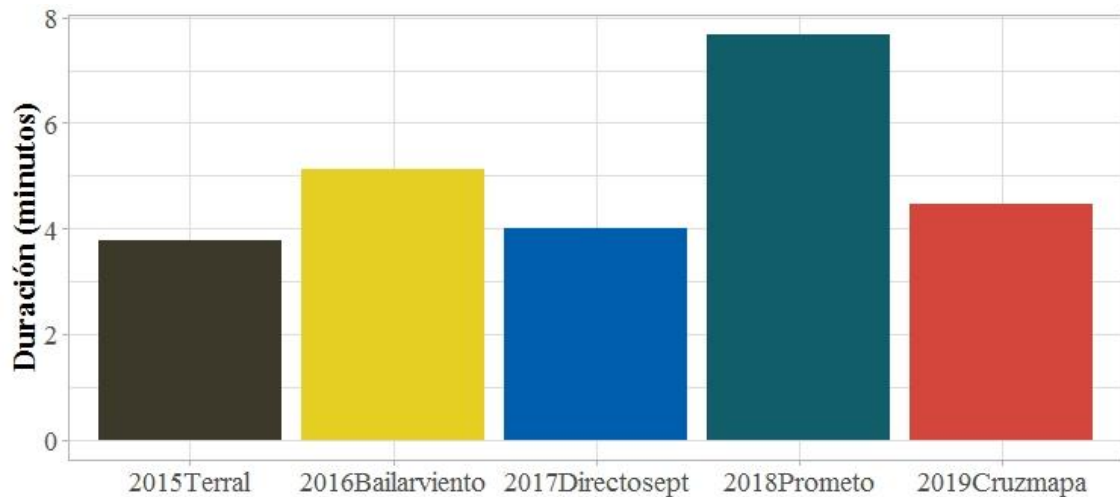
Tabla 4.2.- Estadísticas de los vídeos de cada gira (media)

Gira	Duración	Visualizaciones	Me gusta	No me gusta	Comentarios
Terral (2015)	3,770	6.477.402,2	31.621,6	857,2	804,2
Bailar el viento (2016)	5,112	2.392.690,8	8.853	551,8	229,6
Directo a septiembre (2017)	4,006	30.875.111,8	75.113,4	4.153	1.762,4
Prometo (2018)	7,670	5.412.869,2	19.352,8	702,6	566,8
La cruz del mapa (2019)	4,474	618.413,6	4.233,4	135,6	133,2

Fuente: Elaboración propia.

A partir de estos datos se crean varias representaciones gráficas de cada variable para mejorar la visualización de los datos. Antes de realizarlas, se cargan las fuentes de texto de Windows, a través de la función *loadfonts*, del paquete “*extrafont*”, para poder implementar en los gráficos el tipo de letra Times New Roman.

Gráfico 4.2.- Duración media de los vídeos por gira



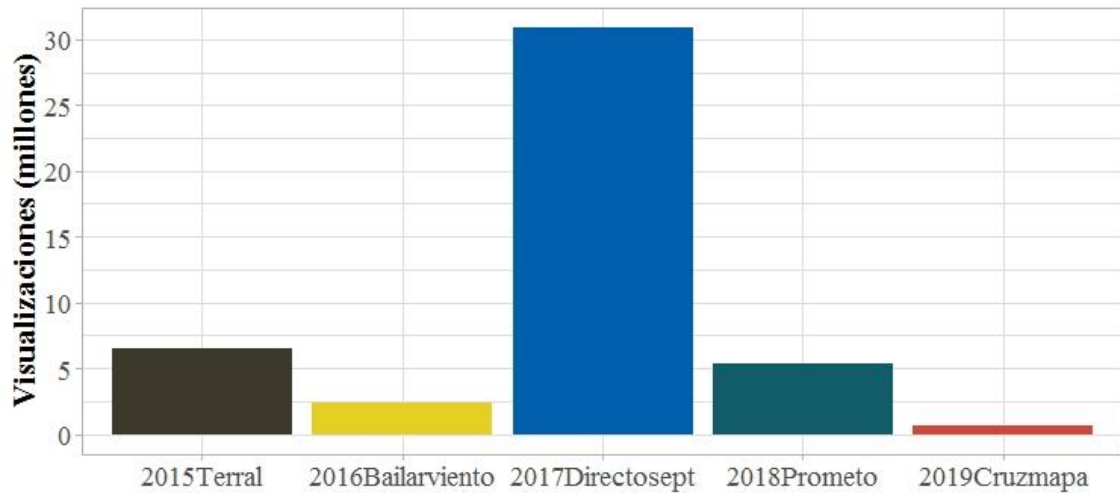
Fuente: Elaboración propia.

El Gráfico 4.2 muestra la variable “duración”. Los vídeos que pertenecen a las giras de Pablo Alborán son, por un lado, los de mayor duración (en el caso de *Prometo*) y, por otro lado, los de menor duración (en el caso de *Terral*).

Los vídeos pertenecientes a las giras de Manuel Carrasco, *Bailar el viento* y *La cruz del mapa*, tienen duraciones similares, siendo mayor en el caso de la primera.

En cuanto a los vídeos en directo de Melendi, *Directo a septiembre*, la duración es la segunda más corta, solamente superando el tiempo que duran los vídeos de la gira *Terral*.

Gráfico 4.3.- Media de visualizaciones de los vídeos por gira



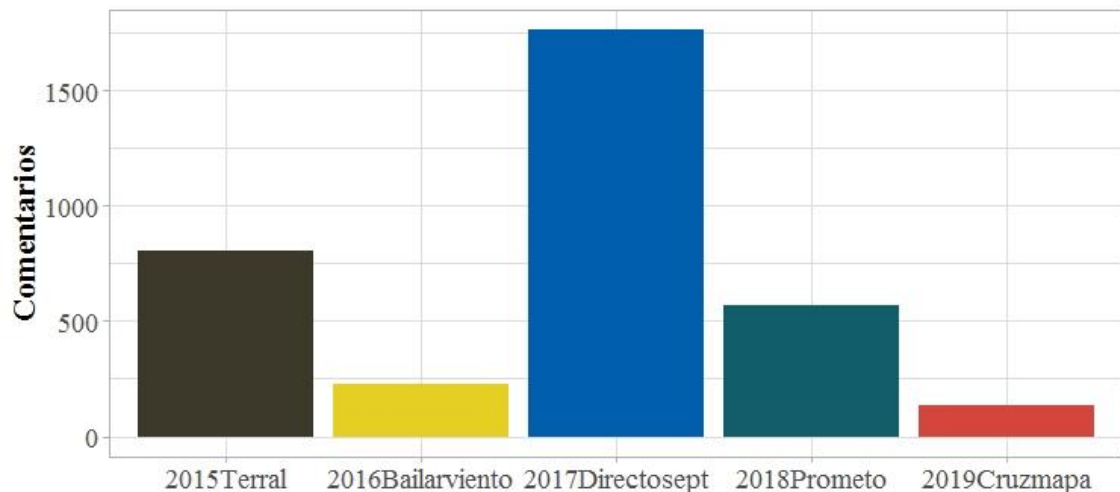
Fuente: Elaboración propia.

La segunda variable analizada se muestra en el Gráfico 4.3: el número de visualizaciones de los vídeos. Los vídeos de Melendi son, con mucha diferencia, los que obtienen un mayor número de visualizaciones, superando los 30 millones de media.

En segundo puesto se encuentran los vídeos de las dos giras estudiadas de Pablo Alborán, siendo *Terral* la que mayor número de visitas ha conseguido en sus vídeos.

Por último, los vídeos de las giras de Manuel Carrasco son los que menor número de visualizaciones consiguen, siendo *Bailar el viento* la que más visitas ha conseguido.

Gráfico 4.4.- Media de comentarios de los vídeos por gira



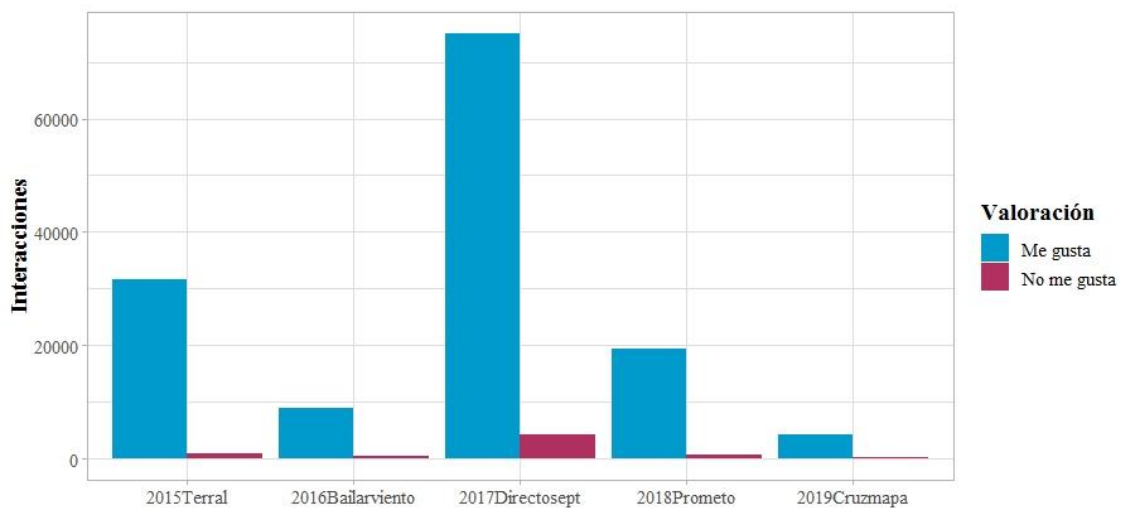
Fuente: Elaboración propia.

La tercera variable analizada es el número de comentarios que los vídeos de cada gira han obtenido. Se muestra en el Gráfico 4.4. El número de comentarios sigue el mismo patrón que el número de visualizaciones: en primer lugar se encuentra la gira de Melendi, seguida por las de Pablo Alborán (*Terral* con un mayor número de comentarios) y, por último, las de Manuel Carrasco (*Bailar el viento* con más comentarios).

La última variable que se analiza es la valoración media que los usuarios les asignan a los vídeos. Para construir esta variable se unen las variables “Me gusta” y “No me gusta” de la base de datos. De este modo, se sabe si la valoración media es positiva o negativa para los vídeos de cada gira y la magnitud que presenta.

En el Gráfico 4.5 se observa que la valoración es mayormente positiva en todas las giras. La gira *Directo a septiembre* acumula el mayor número de interacciones positivas y, al mismo tiempo, el mayor número de interacciones negativas. No obstante, el número de “No me gusta” tiene mucha diferencia con el número “Me gusta”. De hecho, la valoración media supera con más del doble de comentarios a la gira situada en segundo lugar, *Terral*.

Gráfico 4.5.- Valoración media de los vídeos por gira



Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la gira que menores interacciones tiene, *La cruz del mapa*, también tiene menos valoraciones negativas que el resto.

El número de interacciones, tanto negativas como positivas, sigue el mismo patrón que las visualizaciones medias y el número de comentarios.

4.5. TEXT MINING EN YOUTUBE

En la segunda parte del análisis se realiza un Text Mining sobre los comentarios publicados en algunos de los vídeos analizados anteriormente. Se pretende saber lo que piensan los usuarios sobre las actuaciones en directo de los tres artistas españoles analizados. El Text Mining se divide en dos partes: un análisis textual y un análisis de sentimiento.

4.5.1. ¿Qué es el Text Mining?

Antes de explicar en profundidad qué es el Text Mining, es preciso introducir otros conceptos previos que ayudarán a contextualizar este término: Big Data, Data Science y Data Mining.

El **Big Data** está formado por conjuntos de datos de gran volumen, procedentes en su mayoría de nuevas fuentes de datos. Esto les confiere una complejidad superior a la que pueden tener datos extraídos de un cuestionario. El Big Data utiliza herramientas o softwares que identifican patrones comunes en los datos (Oracle España, s.f.).

Figura 4.7.- Conceptos relacionados con Text Mining



Fuente: Elaboración propia.

El **Data Science** se utiliza para obtener información a partir de volúmenes de datos. Esta ciencia se utiliza en estudiar datos. Estos datos se obtienen de diferentes canales (Smartphone, Redes Sociales, e-commerce...). En resumen, el Data Science se centra en las herramientas que transforman los datos en información de valor (NEOLAND, 2019).

Dentro del Data Science, se diferencian dos elementos: el Data Mining y el Text Mining. El **Data Mining**, o minería de datos, es una agrupación de técnicas y tecnologías. Posibilita la exploración de bases de datos con mucho volumen, de manera automática o semiautomática. El propósito de esta rama del Data Science es localizar

patrones repetitivos que permitan explicar el comportamiento de los datos. Analiza el Big Data para extraer una información determinada (Ribas, 2018).

El **Text Mining** es similar al Data Mining. Analiza datos en formato de texto para encontrar las relaciones entre estos datos que no se perciben a simple vista (Universidad de Alcalá, ¿En qué consiste el Text Mining?, s.f.).

La diferencia entre el Text Mining y el Data Mining radica en la información extraída: en el caso del Data Mining, la información se extrae de bases de datos, en las que está estructurada. Sin embargo, en el Text Mining la información se suele extraer de fuentes de datos no estructurados. Ejemplos de ello pueden ser las Redes Sociales o los documentos y textos de las organizaciones (Universidad de Alcalá, Diferencia entre Data Mining y Text Mining, s.f.).

En el Text Mining la información aparece a medida que se comparan diferentes textos y se relaciona su contenido. Para conseguirlo, realiza tres actividades clave (Universidad de Alcalá, Diferencia entre Data Mining y Text Mining, s.f.).

- 1) Recuperar la información: se seleccionan textos específicos para relacionarlos entre sí (Universidad de Alcalá, Diferencia entre Data Mining y Text Mining, s.f.).
- 2) Extraer la información: la información procedente de dichos textos se analiza mediante el Procesamiento del Lenguaje Natural (Universidad de Alcalá, Diferencia entre Data Mining y Text Mining, s.f.). El Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN) utiliza inteligencia artificial para estudiar las conversaciones entre personas y encontrar las palabras más importantes. Las máquinas aprenden a entender el lenguaje humano (Decide Soluciones, 2019).
- 3) Data Mining: se utiliza para encontrar asociaciones existentes entre los textos. Es decir, se relacionan los datos clave extraídos (Universidad de Alcalá, Diferencia entre Data Mining y Text Mining, s.f.).

Las dos aplicaciones del Text Mining que se utilizan en este Trabajo son:

- ☞ Reconocimiento de entidades mencionadas y referencias: son agrupaciones de textos que tengan la misma palabra o información (Trending Topic en Twitter) (Universidad de Alcalá, Diferencia entre Data Mining y Text Mining, s.f.).

- ☞ Análisis de sentimiento: en base a resultados estadísticos, es posible saber si un determinado texto es positivo, negativo o neutral (comentarios en TripAdvisor) (Universidad de Alcalá, Diferencia entre Data Mining y Text Mining, s.f.).

4.5.2. Análisis textual de comentarios de YouTube

En este apartado se realiza un análisis textual de los comentarios publicados por otros usuarios en algunos de los vídeos usados en el análisis descriptivo.

Primero se describe el procedimiento seguido para realizar el análisis de forma genérica, dado que es idéntico en los tres casos. Una vez explicado el procedimiento, se muestran los resultados obtenidos en cada caso y la interpretación de los mismos.

4.5.2.1. Selección de vídeos

Para seleccionar los vídeos, se analiza la correlación⁶ entre el número de comentarios y el resto de variables utilizadas en el análisis descriptivo. Se muestran los resultados en la Tabla 4.3.

Tabla 4.3.- Relación entre el número de comentarios y el resto de variables

Nº comentarios			
Duración vídeos	Nº visualizaciones	Nº me gusta	Nº no me gusta
-0,1762783	0,7916388	0,9439245	0,848054

Fuente: Elaboración propia.

El número de comentarios se relaciona mayormente con el número de “me gusta” y el número de “no me gusta”. Este hecho revela la interacción de los usuarios: valoran la experiencia con el vídeo, además de añadir un comentario para describirla. El número de comentarios se relaciona en menor medida con el número de visualizaciones de los vídeos. En el caso de la duración, la relación es mucho menor e inversa.

Elegir los vídeos cuya valoración es más positiva o negativa le restaría validez al estudio, al presentar un sesgo en los comentarios. Por otra parte, el criterio de los vídeos con mayor número de visualizaciones ya se utiliza en el análisis anterior, y tampoco la relación con la duración de los mismos es lo suficientemente significativa para elegirla. Por tanto, la selección se hace en base a los vídeos que han obtenido un mayor número

⁶ La correlación se realiza en la base que contiene los datos originales, denominada “statsgiras”.

de comentarios, para que aporten más cantidad de información, sin tener en cuenta si la valoración es positiva o negativa.

```
selec <- subset(statsgiras, statsgiras$gira=="XXXXXXXX201X")
selec <- arrange(selec, -commentCount)
selec <- selec$id
head(selec, n = 2)

## [1] "XXXXXXXXXXXX" "XXXXXXXXXXXX"
```

Se muestra en el código de R el procedimiento llevado a cabo para cada gira. Primero se seleccionan los vídeos pertenecientes a cada gira. Después se ordenan los vídeos de forma descendente, según el número de comentarios. Por último, se selecciona solamente el ID y se muestran los ID correspondientes a los vídeos con mayor número de comentarios. Estos ID serán utilizados en la extracción de datos.

En el caso de Pablo Alborán y Manuel Carrasco se seleccionan dos vídeos por cada gira. En el caso de Melendi, al sólo analizar una gira en el estudio, se seleccionan cuatro vídeos en total, para analizar el mismo número de vídeos de cada artista y aportar equidad al estudio.

4.5.2.2. Extracción de datos

Se utiliza la función *get_all_comments*, del paquete “tuber”, para extraer todos los comentarios publicados para cada vídeo, introduciendo el ID. Una vez extraídos, se unen por gira y por artista.

Solamente se utilizan dos variables para el estudio: el texto original de los comentarios y la fecha en que se publicaron. Se denominan ambas variables como “text” y “fecha”, respectivamente. Se unen en una base de datos para cada artista, que es exportada a un fichero con extensión .csv.

4.5.2.3. Limpieza de texto

Se importa cada base de datos exportada anteriormente y se selecciona sólo la variable “text”. En este momento se mide el número de individuos de la base de datos; o, lo que es lo mismo, el número de comentarios extraídos en total.

En el caso de Pablo Alborán, se extraen 3.830 comentarios; en el caso de Manuel Carrasco, 1.182 comentarios; y, en el caso de Melendi, 7.178 comentarios. El hecho de

que el número de comentarios sea dispar no influye en el resultado, puesto que se ajusta posteriormente el número mínimo de menciones de un mismo término, en función del total de comentarios extraídos.

```
xx <- iconv(xx, to="ASCII//TRANSLIT")
```

El paso previo a la limpieza es la transliteración del texto: se sustituyen los caracteres de una escritura por los más parecidos de otra, sin modificar el significado. En el caso del español, se realiza esta conversión para eliminar las tildes de las palabras y agruparlas más fácilmente. Este paso es esencial para el tratamiento de datos, puesto que no todo el mundo escribe las palabras correctamente, con todas las tildes. De este modo se evita la duplicación de las palabras en el resultado, porque ninguna tiene tilde.

```
corpus <- Corpus(VectorSource(xx))
```

Después de la transliteración se construye el corpus textual; es decir, el texto sobre el que se va a realizar el análisis, que se refiere en todos los casos al mismo tema (la música en directo de cada artista).

Se procede a la limpieza del texto para su posterior tratamiento. Durante este proceso, se llevan a cabo varias transformaciones⁷ del texto original, descritas a continuación.

- ❖ `ft <- tm_map(corpus, tolower)`: todas las letras pasan a ser minúsculas.
- ❖ `ft <- tm_map(ft, stripWhitespace)`: se eliminan los espacios en blanco.
- ❖ `ft <- tm_map(ft, removePunctuation)`: se eliminan los signos de puntuación.
- ❖ `ft <- tm_map(ft, removeNumbers)`: se eliminan los números.
- ❖ `ft <- tm_map(ft, removeWords, stopwords("es"))`: se eliminan las *stopwords* del idioma español. Las *stopwords* son palabras “vacías”; palabras que no aportan significado al texto en sí mismas, como preposiciones, conjugaciones de verbos, etc.

Antes de ejecutar la última función de limpieza de texto, es necesario conocer los términos más frecuentes que tiene el texto, a través de la función `findFreqTerms`, del paquete “tm”. Dependiendo del número de comentarios, el límite de frecuencia mínima cambia.

⁷ Todas las funciones utilizadas en la limpieza de texto pertenecen al paquete “tm”.


```
TermM <- TermDocumentMatrix(ft)
aaa <- findFreqTerms(TermM, lowfreq = xx)
aaa
```

El objeto “aaa” contiene estas palabras. Se ejecuta el objeto para ver qué palabras frecuentes no aportan significado al texto. Se han seleccionado los nombres propios de los artistas, las palabras “canción”, “música” y algunas más, distintas en cada caso.

- ❖ `ft<-tm_map(ft, removeWords, c("xxx", "xxx", "xxx",...))`: se eliminan el resto de palabras que no aportan información relevante, pertenecientes al objeto “aaa”.

4.5.2.4. Obtención de términos más frecuentes

Una vez finalizada la limpieza de texto, es el momento de conocer cuáles son los términos más frecuentes mencionados en los comentarios de los vídeos de cada artista.

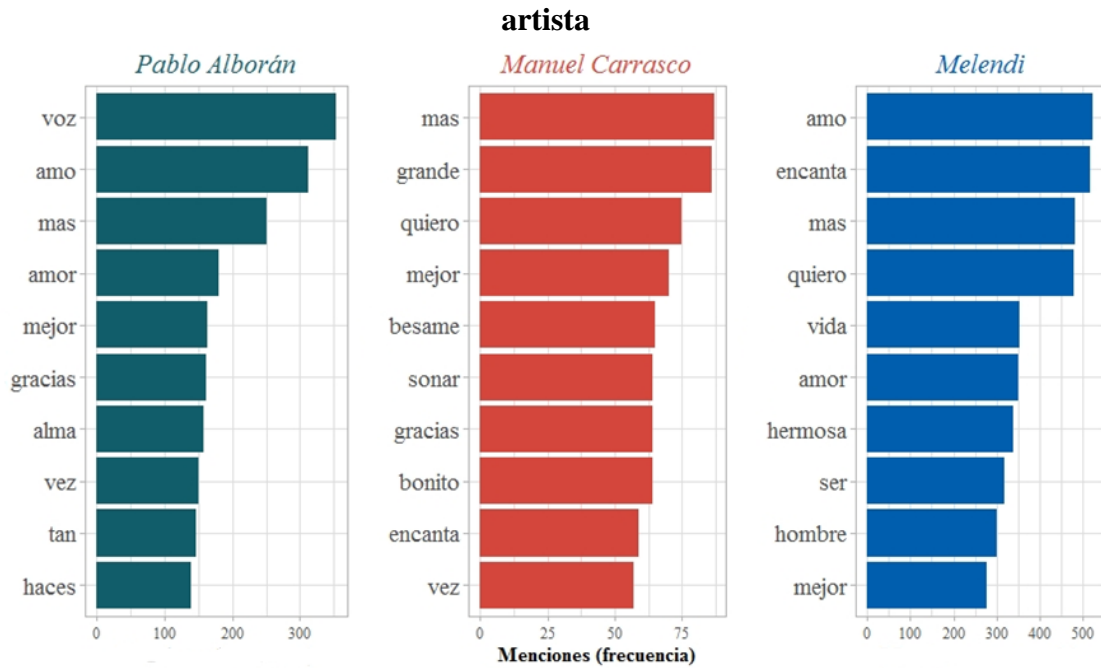
Para ello, se crea el objeto “TermM”, que contiene la matriz de términos más frecuentes. La diferencia entre esta matriz y la función *findFreqTerms* es que en la matriz no se establece una frecuencia mínima de las palabras. Contiene todas las palabras incluidas en el texto.

Se obtiene la frecuencia de cada palabra con la función *rowSums* y se ordenan de forma descendente. Se crea una base de datos, denominada “TermM”, que incluye las palabras y su frecuencia (veces que se menciona cada una).

```
TermM <- TermDocumentMatrix(ft)
class(TermM)
TermM <- as.matrix(TermM)
TermM <- sort(rowSums(TermM), decreasing = TRUE)
TermM <- data.frame(word = names(TermM), freq=TermM)
```

4.5.2.5. Resultados del análisis textual

Para representar de mejor forma la información, se han realizado representaciones gráficas de nubes de palabras para cada artista. Para construir estas representaciones gráficas se utiliza como frecuencia mínima el mismo número que se utiliza para conocer las palabras a eliminar, situadas en el objeto “aaa”.

Gráfico 4.9.- Términos con mayor frecuencia en los comentarios de los vídeos, por

Fuente: Elaboración propia.

4.5.3. Análisis de sentimiento de comentarios de YouTube

En este apartado se lleva a cabo un análisis de sentimiento sobre los comentarios extraídos y analizados en el apartado anterior. Se realizan dos clasificaciones de los comentarios: sentimientos (positivo, negativo y neutral) y emociones (enfado, expectación, aversión, miedo, alegría, tristeza, sorpresa y confianza).

De forma análoga al análisis textual, se describe el proceso del análisis de sentimiento una sola vez, al ser idéntico en los tres casos. Después, se muestran los resultados obtenidos y se interpretan. Antes de describir el análisis de forma práctica, es preciso definirlo.

4.5.3.1. ¿Qué es el análisis de sentimiento?

También denominado minería de opinión (opinion mining), el análisis de sentimiento consiste en un proceso que posibilita la determinación del tono emocional presente en los textos analizados. Su principal aplicación es la comprensión de las actitudes y emociones manifestadas en el texto (Brandwatch, 2015).

Para clasificar las palabras, el análisis de sentimiento utiliza el PLN⁸, que presenta dos modelos principales (Rosas, 2019):

- ☞ **Modelos lingüísticos:** se basan en el léxico, la gramática, la morfología y la sintaxis de una lengua para saber si las palabras tienen un tono positivo, negativo o neutral (Rosas, 2019).
- ☞ **Modelos probabilísticos:** se basan en el aprendizaje automático de las máquinas para saber si las palabras son positivas, negativas o neutras (Rosas, 2019).

Como se puede deducir, el análisis de sentimiento no garantiza un 100% de fiabilidad, puesto que el lenguaje humano es complejo. Es difícil que una máquina detecte, por ejemplo, el sarcasmo o la ironía, que pueden provocar que la misma palabra en un determinado contexto pueda ser positiva y en otro, negativa. Sin embargo, no siempre el modelo lo va a detectar y es posible que las puntúe incorrectamente (Rosas, 2019).

4.5.3.2. Limpieza de texto

```
dfs <- xx
dfs <- tolower(dfs)
dfs <- stripWhitespace(dfs)
dfs <- removePunctuation(dfs)
dfs <- removeNumbers(dfs)
dfs <- removeWords(dfs, stopwords("es"))
dfs <- removeWords(dfs, c("xxx", "xxx", "xxx", "xxx",...))
```

El primer paso para realizar el análisis de sentimiento es proceder a la limpieza de texto. Se efectúa la misma limpieza que en el caso del análisis textual para cada artista. Todas las modificaciones se incluyen en el objeto “dfs”.

4.5.3.3. Modelo de PLN utilizado

En este estudio se utiliza un modelo lingüístico para la determinación de las palabras positivas, negativas o neutras. El paquete “syuzhet” contiene un diccionario para el idioma español. Para ver el diccionario se utiliza la función *get_sentiment_dictionary*, del paquete “syuzhet”. Este diccionario, que es una base de datos, tiene un total de 13.901 individuos (palabras). El objeto “dict” muestra las primeras palabras de la base de datos. Como se puede observar, cada palabra está clasificada en un sentimiento y emoción, con una puntuación.

⁸ Procesamiento del Lenguaje Natural.


```
dict <- get_sentiment_dictionary("nrc", language = "spanish")
```

```
head(dict)
```

```
## # A tibble: 6 x 4
## lang word sentiment value
## <chr> <chr> <chr> <dbl>
## 1 spanish abba positive 1
## 2 spanish capacidad positive 1
## 3 spanish citada positive 1
## 4 spanish absoluto positive 1
## 5 spanish absolución positive 1
## 6 spanish absorbido positive 1
```

```
nrow(dict)
```

```
## [1] 13901
```

4.5.3.4. *Obtención de sentimientos y emociones*

Mediante la función `get_nrc_sentiment`, del paquete “syuzhet”, se obtienen los sentimientos y emociones de los comentarios de los vídeos de cada artista.

El proceso que sigue el análisis de sentimiento para clasificar un comentario es el siguiente:

- 1) Escanea cada palabra del comentario y la compara con las que tiene en el diccionario.
- 2) Categoriza las palabras, dependiendo del sentimiento y/o emoción que tengan asignado en el diccionario.
- 3) Le asigna al comentario la puntuación correspondiente en cada sentimiento y emoción.

No se incluye la variable “neutral” en el modelo. Por tanto, es necesario introducirla manualmente. Esta variable contiene todos los comentarios que no son negativos ni positivos.

```
neutral <- ifelse(sentxx$negative+sentxx$positive==0, 1, 0)
sentimentXX <- data.frame(sentxx, neutral)
nrow(sentimentXX)
```

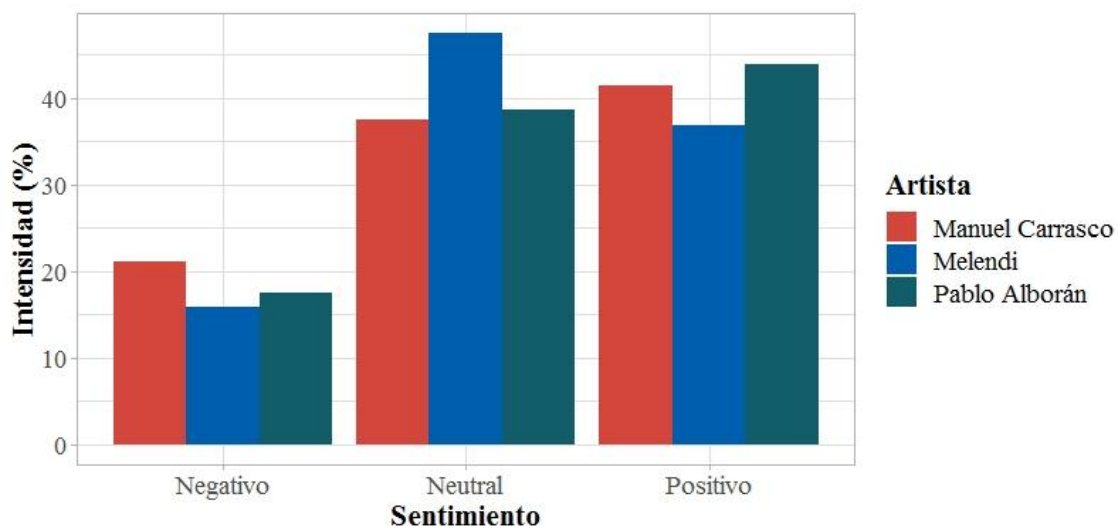
En el caso de Pablo Alborán, se clasifican 3.830 comentarios; en el caso de Manuel Carrasco, 1.182 comentarios; y, en el caso de Melendi, 7.178 comentarios. Aunque el número de comentarios es diferente, no afecta a la comparación posterior que se realiza, ya que se compara el porcentaje de cada emoción y sentimiento obtenido en cada caso.

Una vez clasificados todos los comentarios, se recodifican las variables; es decir, se traducen los nombres de los sentimientos y las emociones a español.

4.5.3.5. Resultados del análisis de sentimiento

Para la visualización de los resultados se han creado gráficos de diagrama de barras. En primer lugar, se comparan los sentimientos⁹ que predominan en los comentarios y, en segundo lugar, las emociones¹⁰.

Gráfico 4.10.- Sentimientos de los comentarios de los vídeos de cada artista



Fuente: Elaboración propia.

El Gráfico 4.10 muestra la comparativa de sentimientos. De forma general, se observa que Manuel Carrasco es el que mayor porcentaje tiene de sentimiento negativo. Melendi es el artista que mayor porcentaje tiene de sentimiento neutral. En el positivo, Pablo Alborán es quien registra un mayor porcentaje.

Los comentarios de Manuel Carrasco son, en su mayor parte, positivos, aunque el porcentaje de sentimiento neutral se sitúa bastante cerca del positivo. La intensidad del sentimiento neutral es similar en los casos de Manuel Carrasco y Pablo Alborán. El sentimiento negativo, por el contrario, tiene menor intensidad que el resto, aunque es el más alto de los tres artistas.

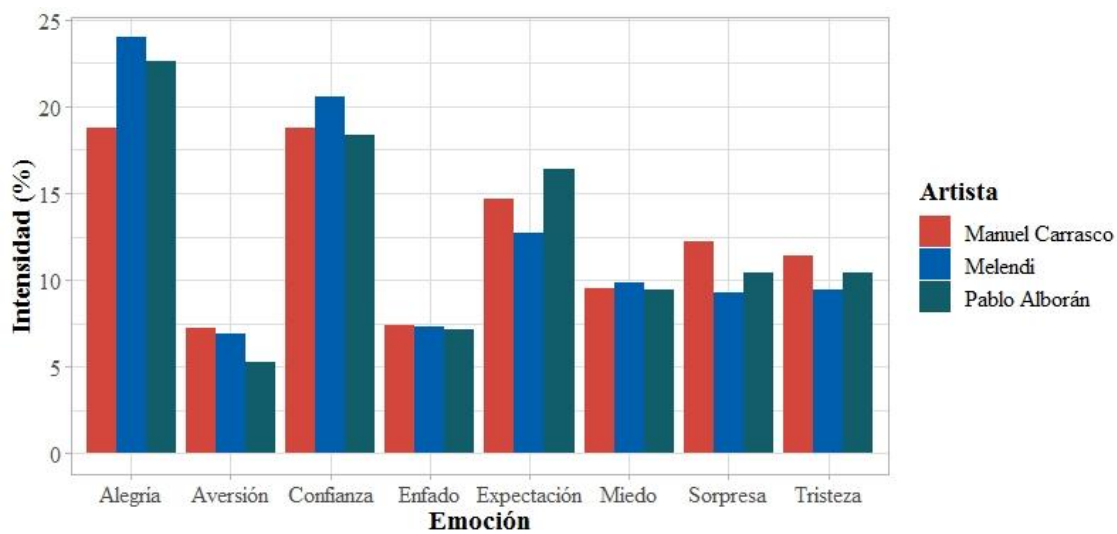
⁹ Los datos utilizados están disponibles en el ANEXO II.

¹⁰ Los datos utilizados están disponibles en el ANEXO III.

En el caso de los comentarios de Melendi es diferente: son, en su mayoría, neutrales. El porcentaje de sentimiento positivo es muy superior al negativo (más del doble). Sin embargo, es el menor en comparación. El porcentaje de sentimiento negativo también es el menor, situándose por debajo del de Pablo Alborán.

En los comentarios de Pablo Alborán predomina el sentimiento positivo, situándose por encima de los demás en la comparativa y ligeramente por encima del de Manuel Carrasco. El porcentaje de comentarios neutrales también es elevado. La distancia entre los comentarios negativos y los positivos es la más grande de los tres artistas.

Gráfico 4.11.- Emociones de los comentarios de los vídeos de cada artista



Fuente: Elaboración propia.

El Gráfico 4.11 muestra la comparativa de emociones. En general, se observa que la mayor parte de los comentarios se caracterizan por emociones que reflejan una buena experiencia: alegría, confianza y expectación. En contraposición, las emociones que menor intensidad poseen son la aversión y el enfado.

Manuel Carrasco tiene mayor porcentaje que el resto de artistas en aversión, enfado, sorpresa y tristeza. Es muy posible que las dos últimas se deriven del contenido de sus canciones. En cuanto a la aversión y el enfado, el porcentaje no es muy elevado ni muy distinto al del resto de artistas.

Melendi tiene un mayor porcentaje que los demás en alegría, confianza y miedo. La alegría y la confianza, seguramente se deben a sus actuaciones en directo. En cuanto al miedo, es una emoción que en todos los casos obtiene mayor porcentaje que la aversión o el enfado. El porcentaje es similar al de los otros artistas.

Pablo Alborán supera al resto de artistas en expectación. Esta emoción es muy probable que se deba a la experiencia con el concierto. Probablemente, se experimente porque los usuarios quieren verlo en directo después de ver los vídeos, o, simplemente, la actuación genera esta emoción.

4.5.4. Distribución temporal de los comentarios

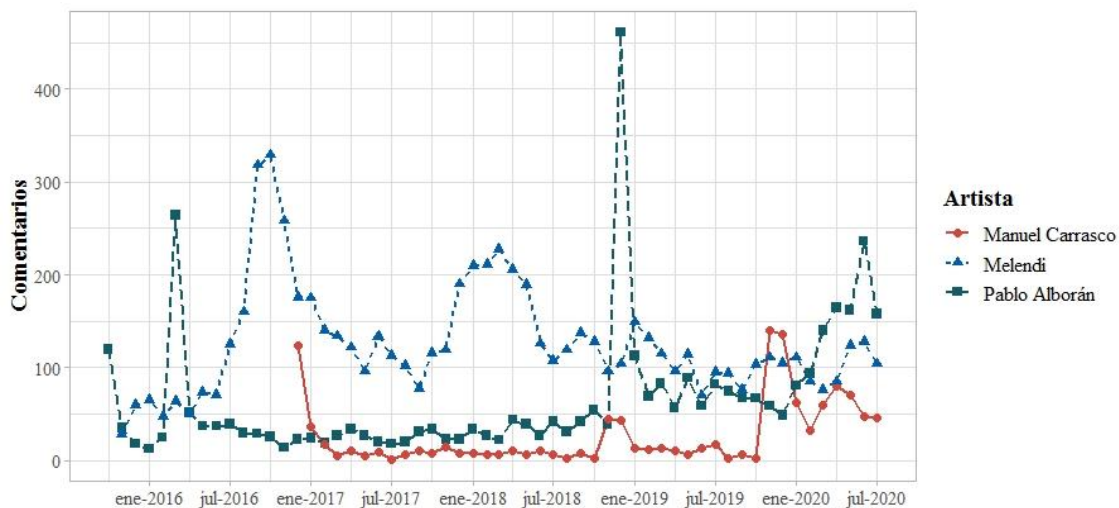
En este apartado se estudia la distribución temporal de los comentarios analizados en las dos partes del Text Mining.

El propósito es definir en qué momentos los usuarios han publicado un mayor número de comentarios en los vídeos de cada artista.

```
xxdate <- xxdate %>% select(fecha, text)
xxdate$fecha <- as_date(xxdate$fecha)
xxdate <- xxdate %>% group_by(meses = floor_date(fecha, unit = "month")) %>%
  summarise(comentarios = n())
```

Mediante la función *as_date*, del paquete “lubridate”, se le da el formato de fecha a la variable. Se agrupan los comentarios por mes. En total, los comentarios de Pablo Alborán se agrupan en 58 meses; los de Manuel Carrasco, en 44 meses; y los de Melendi, en 57 meses. Después se crea una base de datos en la que se incluyen los comentarios de todos los artistas, agrupados por meses.

Gráfico 4.12.- Distribución temporal de los comentarios por artista



Fuente: Elaboración propia.

Como se observa en el Gráfico 4.12, hay momentos en los que la tendencia de la distribución cambia y existen puntos máximos y mínimos en cada serie. Estos puntos se muestran en la Tabla 4.4.

Tabla 4.4.- Puntos máximos y mínimos de comentarios por artista

	Manuel Carrasco		Melendi		Pablo Alborán	
	Fecha	Nº Comentarios	Fecha	Nº Comentarios	Fecha	Nº Comentarios
Puntos máximos	nov-19	140	oct-16	329	dic-18	461
	dic-19	136	sep-16	318	mar-16	264
	dic-16	124	nov-16	258	jun-20	236
	abr-20	80	mar-18	227	abr-20	165
	may-20	71	feb-18	211	may-20	162
Puntos mínimos	jul-17	1	nov-15	28	ene-16	13
	ago-18	2	feb-16	48	nov-16	14
	oct-18	2	abr-16	50	dic-15	18
	ago-19	3	dic-15	60	jul-17	18
	oct-19	3	mar-16	64	feb-17	19

Fuente: Elaboración propia.

4.5.4.1. Distribución de los comentarios de Manuel Carrasco

Los vídeos de Manuel Carrasco acumulan menos comentarios que los de Melendi y Pablo Alborán. También se publican más tarde; a finales de 2016.

En diciembre de 2016 se produce uno de los puntos máximos en la serie, con 124 comentarios. Sin embargo, al mes siguiente se produce un decrecimiento y, a partir de ahí, la tendencia se mantiene constante, con algún punto alto.

A finales de 2019 (en noviembre) se produce el mayor incremento en el número de comentarios; se alcanzan los 140. Solamente en este punto el número de comentarios acumulados por mes supera al de los otros dos artistas. La evolución se mantiene prácticamente igual en diciembre.

En febrero de 2020 se produce una disminución y vuelve a aumentar en abril. El momento en que se registran peores resultados se da en julio de 2017, con un solo comentario.

4.5.4.2. *Distribución de los comentarios de Melendi*

Los vídeos de Melendi son los que reúnen un mayor número de comentarios. La evolución de este número de comentarios no es constante, como en el caso anterior.

Sus vídeos se publican en noviembre de 2015 (en este momento se registra el número mínimo de comentarios). Se producen ligeras oscilaciones en la tendencia hasta julio de 2016, que es el momento en el que la tendencia es creciente, hasta alcanzar el punto más alto de la serie: en octubre de este mismo año sus vídeos consiguen 329 comentarios.

A partir de este punto, la tendencia cambia de nuevo y es decreciente hasta septiembre de 2017. El número de comentarios sigue en aumento hasta marzo de 2018. Desde entonces, decrece el número de comentarios y la tendencia sigue teniendo oscilaciones, pero con menor incidencia.

4.5.4.3. *Distribución de los comentarios de Pablo Alborán*

Los vídeos de Pablo Alborán se sitúan en el medio: generalmente, tienen más comentarios que los de Manuel Carrasco y menos que los de Melendi.

La publicación de sus vídeos es la más antigua, en octubre de 2015. En este momento se produce una disminución en el número de comentarios que da lugar al punto mínimo de la serie; en enero de 2016 obtuvo solamente 13 comentarios. Sin embargo, desde ese momento empieza a crecer, hasta llegar a uno de los puntos máximos; en marzo de ese mismo año.

La serie disminuye en abril y se mantiene constante, con pequeñas variaciones, hasta diciembre de 2018. Es en este momento cuando se produce el mayor número de comentarios acumulados en un mes de Pablo Alborán, siendo el punto más alto respecto a los demás artistas también: consigue 461 comentarios. Disminuye de nuevo y así se mantiene durante el año 2019. En 2020 la tendencia experimenta otra alteración: es creciente.

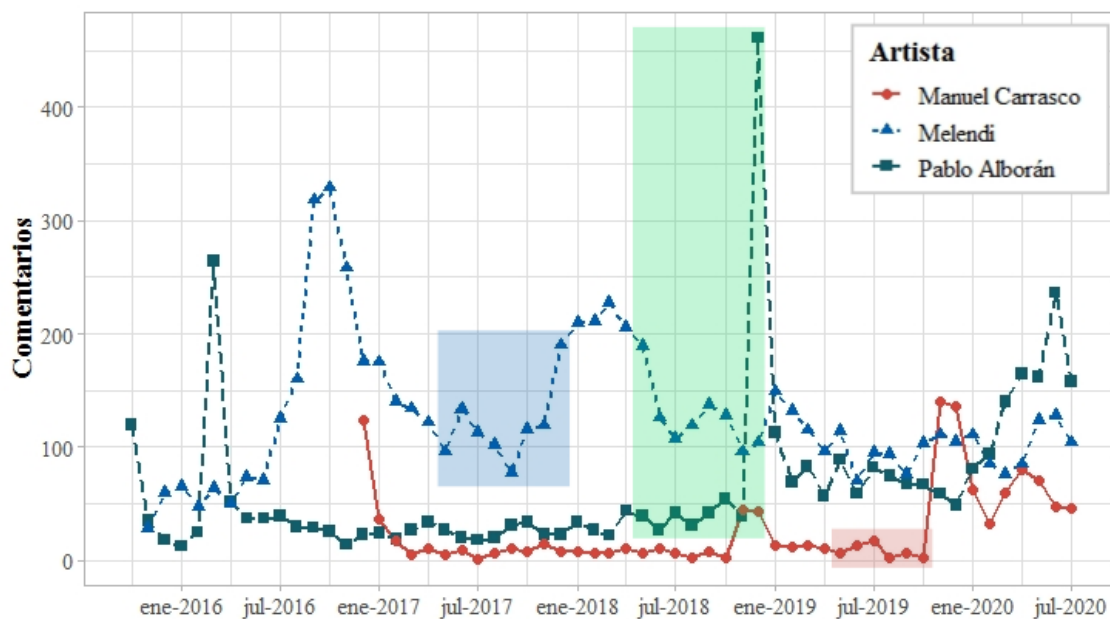
En el año 2019 los vídeos de Melendi registraban un mayor número de comentarios que los del resto. Sin embargo, en 2020 esta tendencia varía: es Pablo Alborán el artista cuyos vídeos acumulan un mayor número de comentarios, seguido por Melendi y Manuel Carrasco.

4.5.4.4. Relación entre la distribución temporal de los comentarios y las giras celebradas

Una vez descrita la evolución del número de comentarios publicados en los vídeos de cada artista, se comparan con las fechas¹¹ en las que se celebraron las tres giras más recientes:

- Quítate las gafas (Melendi): los conciertos se celebraron entre el 6 de mayo y el 27 de diciembre de 2017 (APM, 2018).
- Prometo (Pablo Alborán): los conciertos se celebraron entre el 18 de mayo y el 21 de diciembre de 2018 (APM, 2019).
- La cruz del mapa (Manuel Carrasco): los conciertos se celebraron entre el 4 de mayo y el 19 de octubre de 2019 (APM, 2020).

Gráfico 4.13.- Número de comentarios en los vídeos y fechas de las giras



Fuente: Elaboración propia.

El Gráfico 4.13 muestra las fechas de las giras y la distribución temporal de los comentarios en los vídeos de cada artista.

¹¹ Estas fechas sólo se corresponden con los conciertos celebrados en España, sin tener en cuenta los internacionales.

Se observa el mismo patrón de comportamiento en las tres series: el número de comentarios aumenta a medida que la gira finaliza (como es el caso de Melendi y Pablo Alborán), o al finalizar (como sucede en el caso de Manuel Carrasco).

El punto máximo de la distribución, que le pertenece a Pablo Alborán, coincide con final de su gira *Prometo*.

Se puede interpretar, en base a estos datos, que las personas que comentan los vídeos de la música en directo de los artistas lo hacen por dos motivos.

Por un lado, ven los vídeos después de haber vivido la experiencia en directo, para comparar ambas, ya que se puede tratar de conciertos diferentes.

Por otro lado, las personas que no han podido asistir a esos conciertos ven los vídeos porque quieren saber cómo es la experiencia en uno de los conciertos de estos artistas. Es en este caso donde se detecta la intención de compra.

5. CONCLUSIONES

Teniendo en cuenta la investigación exploratoria llevada a cabo durante este Trabajo de Fin de Grado, se ha llegado a las siguientes conclusiones.

5.1. SITUACIÓN ACTUAL DE LA INDUSTRIA DE LA MÚSICA POPULAR EN ESPAÑA

En nuestros días, Internet es el actor principal en el mercado de la música en España. Cumple dos funciones diametralmente opuestas en este mercado:

- ❖ Genera el mayor porcentaje de ingresos, dado que el formato digital de contenidos musicales domina el mercado, sobre todo las plataformas de música en Streaming. Spotify es la plataforma favorita de los españoles.
- ❖ Fomenta la piratería de contenidos musicales. Uno de los motivos que más sorprenden en este caso es la ausencia de conciencia social en los usuarios: consideran que no le hacen daño a nadie.

A pesar de ello, la radio se sigue utilizando como reproductor de música y continúa influyendo en el éxito de un artista.

La situación de la industria de la música popular en vivo en España no era muy esperanzadora desde 2008. Sin embargo, en los últimos años esta situación ha experimentado un cambio: ha aumentado el número de espectadores en los conciertos, el número de conciertos celebrados y la recaudación de los mismos. Este mercado se concentra en las grandes ciudades españolas y el género musical que impera es el pop/rock.

5.2. PERFIL DE LOS CONSUMIDORES DE CONCIERTOS DE MÚSICA POPULAR EN VIVO EN ESPAÑA

Los consumidores de este producto son personas jóvenes, sin pareja, que no se han independizado. Su nivel de estudios es superior y forman parte de la población ocupada. Se podría afirmar que su porcentaje de gastos no es tan elevado, y ello les permite destinar una parte de su renta disponible a la adquisición de entradas para conciertos de música. Sin embargo, es preciso detenerse en que un porcentaje alto de parados acuden a conciertos de música popular en directo, lo que permite asumir que la música es una necesidad básica.

Los artistas son el componente decisivo en la compra de entradas, que también se efectúa mayormente a través de Internet.

5.3. USO DE REDES SOCIALES EN ESPAÑA

Las Redes Sociales obtienen una penetración en España del 85 %. Sus usuarios son, mayormente, personas adultas y se encuentran en posesión de estudios superiores o han terminado la educación secundaria. Trabajan por cuenta ajena.

Entre sus usos principales están el consumo de productos audiovisuales y la expresión de opiniones. Utilizan las Redes Sociales por la noche y a través del Smartphone. Esto resume el uso fundamental de las Redes Sociales: el entretenimiento. Adicionalmente, se usan las Redes Sociales como fuente de información acerca de los productos antes de comprarlos y se les otorga credibilidad a las opiniones de otros usuarios.

YouTube está bien posicionada en España: es la tercera Red Social más utilizada, se reconoce fácilmente y ofrece una buena experiencia de usuario. En cuanto a su uso, la mayor parte de los usuarios de YouTube consume música.

Este buen posicionamiento es el motivo por el que un vídeo que obtiene muchas visitas en YouTube alcanza notoriedad rápidamente, tanto en otras Redes Sociales, como en otros medios de comunicación. Muchas veces estos vídeos son musicales.

5.4. PERCEPCIÓN DE LOS USUARIOS DE YOUTUBE ACERCA DE LOS VÍDEOS DE MÚSICA ACTUAL EN VIVO DE ARTISTAS ESPAÑOLES

Pablo Alborán, Manuel Carrasco y Melendi son los artistas que han reunido un mayor número de asistentes en sus conciertos en los últimos cinco años. Los tres se engloban en el género musical preferido de los consumidores: pop/rock.

En el análisis de los canales de YouTube se observa una clara distinción en la actividad de los artistas en la Red Social. Pablo Alborán es quien posee el canal con un mayor número de suscriptores, de visitas y de vídeos publicados. Su canal fue creado antes que el de los otros dos artistas.

Al analizar los vídeos se observa lo relacionadas que están las variables que los describen. El número de visualizaciones, de valoraciones (“me gusta” o “no me gusta”)

y de comentarios presentan la misma distribución: Melendi es el artista que tiene la mayor cantidad, seguido por Pablo Alborán y Manuel Carrasco.

Los términos comunes mayormente mencionados en los tres casos permiten afirmar que la experiencia con los vídeos de música en directo es buena. Asimismo, valoran la interpretación que los artistas hacen de las canciones y presentan una conexión emocional con ellos. El tema principal de las canciones de estos artistas es el amor.

La opinión (sentimiento) de los usuarios acerca de la música en directo de los artistas es, en mayor porcentaje, positiva o neutral. Las principales emociones que los usuarios experimentan al ver los vídeos son, por consiguiente, positivas: la alegría, la confianza y la expectación son las emociones que registran un mayor porcentaje de comentarios.

En el análisis de sentimiento se aprecian las diferencias entre Pablo Alborán (quien tiene mayor actividad en YouTube) y los otros dos artistas. No es el artista que acumula más comentarios en sus vídeos, pero sí es quien tiene un mayor porcentaje de comentarios positivos. En cuanto a las emociones, no destacan especialmente sus porcentajes, más que en la expectación. No obstante, es quien menos aversión despierta en los usuarios.

5.5. CONCLUSIÓN GENERAL: INFLUENCIA DE LAS REDES SOCIALES EN LA INDUSTRIA DE LA MÚSICA EN VIVO EN ESPAÑA

Es probable que las opiniones analizadas en YouTube no pertenezcan en su totalidad a usuarios españoles. El motivo principal es que estos artistas tienen seguidores fuera de España, sobre todo en Latinoamérica. Por eso se ha realizado el estudio sobre artistas españoles y actuaciones en España; para conocer la percepción que tiene la gente acerca de la calidad de la música en vivo que se hace en este país.

La experiencia que los usuarios de YouTube tienen al ver un vídeo de música en directo no es igual que la que tienen los espectadores de un concierto, pero sí origina una opinión acerca del producto. En base a la investigación llevada a cabo, es posible afirmar que la música en directo de artistas españoles se percibe como un producto de buena calidad.

El objetivo general de este Trabajo de Fin de Grado es conocer la influencia de las Redes Sociales en la música en vivo. Comparando las características socio-demográficas de los dos perfiles investigados en este Trabajo (asistentes a conciertos de música actual y usuarios de Redes Sociales), se llega a la siguiente deducción: de forma general, ambos perfiles presentan similitudes, pero con ligeras diferencias en los porcentajes registrados en cada modalidad de las variables.

Otro aspecto que hay que recalcar es el hecho de no conocer la intersección de ambos perfiles; es decir, no se sabe cuántos de los usuarios de Redes Sociales acuden a conciertos de música actual y viceversa. Los usuarios admiten que las Redes Sociales influyen en su proceso de decisión de compra, pero no es posible extrapolar esta influencia a todos los productos.

Observando la distribución temporal de los comentarios analizados, se da por hecho que los usuarios han visto los vídeos antes de comentarlos. Al crear esta información al final de las giras, es muy poco probable que sus comentarios sobre los vídeos incidan en el proceso de decisión de compra de entradas para conciertos de otros usuarios. La principal razón es que ese proceso de decisión de compra ya ha concluido en ese momento.

En definitiva, no se puede asumir que las Redes Sociales son las que hacen que los espectadores compren su entrada o no para un concierto, pero sí influyen indirectamente, a la hora de conformar una opinión sobre un artista y sobre el directo que ofrece.

Esta influencia no se da de la misma forma y con la misma intensidad que en otros productos. Al tratarse de artistas, la opinión de otros puede no influir, dado que hay que tener en cuenta la lealtad que los fans tienen con un artista. Esta lealtad es muy superior a la que pueden tener los clientes con una marca de cualquier otro producto.

REFERENCIAS

- Álvarez Esteban, R. (Agosto de 2018). *Manual de lenguaje R*. Recuperado el 13 de Junio de 2020
- Asociación de Promotores Musicales. (29 de Febrero de 2016). *VII Anuario de la Música en Vivo*. Recuperado el 11 de Julio de 2020, de <https://www.dropbox.com/s/ud80ze857fth3ye/Anuario%20APM%2016.pdf?dl=0>
- Asociación de Promotores Musicales. (25 de Abril de 2017). *VIII Anuario de la Música en Vivo*. Recuperado el 11 de Julio de 2020, de <https://www.dropbox.com/s/72mr1lovym4tkc6/ANUARIO%20APM%202017%20WEB%20spreads.pdf?dl=0>
- Asociación de Promotores Musicales. (20 de Marzo de 2018). *IX Anuario de la Música en Vivo*. Recuperado el 11 de Julio de 2020, de <https://www.apmusicales.com/descarga-el-ix-anuario-de-la-musica-en-vivo/>
- Asociación de Promotores Musicales. (15 de Abril de 2019). *X Anuario de la Música en Vivo*. Recuperado el 11 de Julio de 2020, de <http://decimoanuario.apmusicales.com/digital/assets/downloads/xanuario2019.pdf>
- Asociación de Promotores Musicales. (24 de Abril de 2020). *Anuario de la Música en Vivo 2020*. Recuperado el 11 de Julio de 2020, de <http://anuario.apmusicales.com/digital-final/assets/downloads/ANUARIO%20APM%202020.pdf>
- Asociación para la Investigación de Medios de Comunicación. (2020). *Marco General de los Medios en España*. Recuperado el 6 de Mayo de 2020, de <https://www.aimc.es/a1mc-c0nt3nt/uploads/2020/01/marco2020.pdf>
- Brandwatch. (10 de Febrero de 2015). *Entendiendo el análisis de sentimiento: qué es y para qué se usa*. Recuperado el 18 de Agosto de 2020, de <https://www.brandwatch.com/es/blog/analisis-de-sentimiento/>

- Chang, W. (29 de Agosto de 2016). *Package 'extrafont'*. Recuperado el 29 de Julio de 2020, de Comprehensive R Archive Network (CRAN): <https://cran.r-project.org/web/packages/extrafont/extrafont.pdf>
- Decide Soluciones. (12 de Septiembre de 2019). *Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN o NLP): qué es y para qué se utiliza*. Recuperado el 13 de Junio de 2020, de Decide Soluciones: <https://decidesoluciones.es/procesamiento-del-lenguaje-natural-pln-o-nlp-que-es-y-para-que-se-utiliza/>
- Dragulescu, A., & Arendt, C. (28 de Febrero de 2020). *Package 'xlsx'*. Recuperado el 24 de Julio de 2020, de Comprehensive R Archive Network (CRAN): <https://cran.r-project.org/web/packages/xlsx/xlsx.pdf>
- Feinerer, I., Hornik, K., & Artifex Software. (12 de Diciembre de 2019). *Package 'tm'*. Recuperado el 23 de Julio de 2020, de Comprehensive R Archive Network (CRAN): <https://cran.r-project.org/web/packages/tm/tm.pdf>
- Google. (s.f.). *Google Cloud Platform*. Recuperado el 20 de Julio de 2020, de <https://accounts.google.com/signin/v2/identifier?service=cloudconsole&passive=1209600&osid=1&continue=https%3A%2F%2Fconsole.developers.google.com%2F%2Fhl%3DES%26ref%3Dhttps%3A%2F%2Fwww.google.com%2F&followup=https%3A%2F%2Fconsole.developers.google.com%2F%2F>
- Growth from Knowledge. (5 de Abril de 2019). *Observatorio de piratería y hábitos de consumo de contenidos digitales 2018*. Recuperado el 2 de Mayo de 2020, de La Coalición de Creadores e Industrias de Contenidos: http://lacoalicion.es/wp-content/uploads/ejecutivo-obs.-pirateria-2018_ok-5-de-abril.pdf
- Ignacio Santiago. (3 de Febrero de 2020). *Qué es YouTube, para qué sirve y cómo funciona*. Recuperado el 8 de Julio de 2020, de <https://ignaciosantiago.com/youtube-que-es-como-funciona/>
- Instituto Nacional de Estadística. (16 de Octubre de 2019). *Encuesta sobre equipamiento y uso de tecnologías de información y comunicación en los hogares 2019*. Recuperado el 29 de Abril de 2020, de <https://www.ine.es/dynt3/inebase/es/index.htm?padre=6057&capsel=6085>

- Interactive Advertising Bureau. (5 de Junio de 2019). *Estudio Anual de Redes Sociales 2019*. Recuperado el 28 de Mayo de 2020, de IAB Spain: https://www.google.com/url?sa=t&source=web&cd=&ved=2ahUKEwi98Nrs9dTpAhVCAGMBHXVBBgoQFjAAegQIBRAC&url=https%3A%2F%2Fiabspain.es%2Fwp-content%2Fuploads%2F2019%2F06%2Festudio-anual-redes-sociales-iab-spain-2019_vreducida.pdf&usg=AOvVaw2DgATiq7LRhx1OMJVJIIYI
- Jockers, M. (14 de Diciembre de 2017). *Package 'syuzhet'*. Recuperado el 29 de Julio de 2020, de Comprehensive R Archive Network (CRAN): <https://cran.r-project.org/web/packages/syuzhet/syuzhet.pdf>
- Junta Informa. (2016). *Manuel Carrasco [Fotografía]*. Obtenido de Wikimedia Commons: <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=47225917>
- Lang, D., & Chien, G.-t. (3 de Enero de 2018). *Package 'wordcloud2'*. Recuperado el 27 de Julio de 2020, de Comprehensive R Archive Network (CRAN): <https://cran.r-project.org/web/packages/wordcloud2/wordcloud2.pdf>
- Ministerio de Cultura y Deporte. (2019). *Encuesta de hábitos y prácticas culturales en España*. Recuperado el 4 de Abril de 2020, de <https://www.culturaydeporte.gob.es/dam/jcr:67c063d5-6a9b-4c76-9615-8e3199135f13/encuesta-de-habitos-y-practicas-culturales-2018-2019-musica.pdf>
- NEOLAND. (12 de Marzo de 2019). *¿Qué es Data Science?* Recuperado el 5 de Junio de 2020, de <https://www.neoland.es/blog/que-es-data-science>
- Neuwirth, E. (19 de Febrero de 2015). *Package 'RColorBrewer'*. Recuperado el 29 de Julio de 2020, de Comprehensive R Archive Network (CRAN): <https://cran.r-project.org/web/packages/RColorBrewer/RColorBrewer.pdf>
- Oracle España. (s.f.). *¿Qué es Big Data?* Recuperado el 5 de Junio de 2020, de <https://www.oracle.com/es/big-data/what-is-big-data.html>
- Organización de Consumidores y Usuarios. (10 de Enero de 2019). *Películas, series y música a la carta ¿qué opinas?* Recuperado el 1 de Mayo de 2020, de <https://www.ocu.org/tecnologia/audio-video/informe/tele-musica-streaming-encuesta>

- Ortega, R. (2015). *Melendi [Fotografía]*. Obtenido de Wikimedia Commons: <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=39995087>
- Pinto, C. (2012). *Concerto de Pablo Alboran em Cantanhede [Fotografía]*. Obtenido de Wikimedia Commons: <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=26582626>
- Reason Why. (6 de Mayo de 2019). *Analizando el perfil de los usuarios de YouTube*. Recuperado el 26 de Mayo de 2020, de <https://www.reasonwhy.es/actualidad/estudio-usuarios-youtube-webedia-2019>
- Red Hat. (s.f.). *Qué son las API y para qué sirven*. Recuperado el 16 de Junio de 2020, de <https://www.redhat.com/es/topics/api/what-are-application-programming-interfaces>
- Ribas, E. (8 de Enero de 2018). *¿Qué es el Data Mining o minería de datos?* Recuperado el 6 de Junio de 2020, de IEBS: <https://www.iebschool.com/blog/data-mining-mineria-datos-big-data/>
- Rosas, R. (26 de Julio de 2019). *Análisis de Sentimientos en Redes Sociales*. Recuperado el 18 de Agosto de 2020, de Rosana Rosas: <https://rosanarosas.com/analisis-sentimiento-redes-sociales/>
- Santana, A., & Hernández, C. (Enero de 2020). *Librerías en R: Tidyverse*. Recuperado el 21 de Julio de 2020, de R4ULPGC: Introducción a R: <http://estadistica-dma.ulpgc.es/cursoR4ULPGC/5b-Tidyverse.html>
- Santana, A., & Hernández, C. (s.f.). *Librerías en R*. Recuperado el 21 de Julio de 2020, de R4ULPGC: Introducción a R: <http://estadistica-dma.ulpgc.es/cursoR4ULPGC/5-librerias.html>
- Sociedad General de Autores y Editores. (2019). *Anuario SGAE de las Artes escénicas, musicales y audiovisuales 2019. Música popular*. Recuperado el 14 de Mayo de 2020, de Anuarios Sociedad General de Autores y Editores: www.anuariosgae.com/anuario2019/frames.html

- Sood, G., Lyons, K., & Muschelli, J. (11 de Junio de 2020). *Package 'tuber'*. Recuperado el 21 de Julio de 2020, de Comprehensive R Archive Network (CRAN): <https://cran.r-project.org/web/packages/tuber/tuber.pdf>
- Spinu, V., Grolemond, G., Wickham, H., Lyttle, I., Costigan, I., Law, J., y otros. (8 de Junio de 2020). *Package 'lubridate'*. Recuperado el 29 de Julio de 2020, de Comprehensive R Archive Network (CRAN): <https://cran.r-project.org/web/packages/lubridate/lubridate.pdf>
- Statista. (3 de Abril de 2019). *Facturación de la música: digital y física España 2001-2018*. Recuperado el 4 de Abril de 2020, de <https://es.statista.com/estadisticas/474651/facturacion-de-la-musica-digital-y-fisica-espana/>
- Universidad de Alcalá. (s.f.). *¿En qué consiste el Text Mining?* Recuperado el 6 de Junio de 2020, de <https://www.master-data-scientist.com/en-que-consiste-el-text-mining/>
- Universidad de Alcalá. (s.f.). *Diferencia entre Data Mining y Text Mining*. Recuperado el 6 de Junio de 2020, de <https://www.master-data-scientist.com/diferencias-data-mining-text-mining/>
- YouTube. (s.f.). *YouTube*. Recuperado el 30 de Julio de 2020, de <https://www.youtube.com/>

ANEXOS

ANEXO I: ENLACES DE LA BÚSQUEDA AVANZADA EN YOUTUBE

- ☞ [Gira Terral \(2015\)](#)
- ☞ [Gira Bailar el viento \(2016\)](#)
- ☞ [Gira Directo a septiembre \(2017\)](#)
- ☞ [Gira Prometo \(2018\)](#)
- ☞ [Gira La cruz del mapa \(2019\)](#)

ANEXO II: DATOS UTILIZADOS EN EL GRÁFICO 4.10.

ARTISTAS	SENTIMIENTOS		
	Negativo	Neutral	Positivo
Manuel Carrasco	21,09%	37,42%	41,49%
Melendi	15,82%	47,44%	36,75%
Pablo Alborán	17,53%	38,56%	43,91%

ANEXO III: DATOS UTILIZADOS EN EL GRÁFICO 4.11.

ARTISTAS	EMOCIONES							
	Alegría	Aversión	Confianza	Enfado	Expectación	Miedo	Sorpresa	Tristeza
Manuel Carrasco	18,79%	7,25%	18,79%	7,38%	14,63%	9,52%	12,24%	11,41%
Melendi	23,96%	6,88%	20,56%	7,33%	12,70%	9,85%	9,28%	9,43%
Pablo Alborán	22,59%	5,28%	18,33%	7,12%	16,38%	9,43%	10,43%	10,43%