

**SPILOVER DE ATENCIÓN EN LA  
MEMORIA COLECTIVA: DE LAS PELÍCULAS  
HACIA LA MÚSICA.**

**CAMILA UTRERAS CIFUENTES**

Tesis para optar al grado de  
Magíster en Ciencias de la Ingeniería

Profesor Supervisor:  
DR. CRISTIAN CANDIA

Santiago de Chile, Junio, 2024

**SPILLOVER DE ATENCIÓN EN LA  
MEMORIA COLECTIVA: DE LAS PELÍCULAS  
HACIA LA MÚSICA.**

**CAMILA UTRERAS CIFUENTES**

Miembros del Comité:

DR. CRISTIAN CANDIA

DR. CARLOS RODRIGUEZ-SICKERT

DR. MARIANA MACEDO

Tesis para optar al grado de

Magíster en Ciencias de la Ingeniería

Santiago de Chile, Junio, 2024

## AGRADECIMIENTOS

A lo largo de la realización de esta tesis, he recibido el apoyo y la colaboración de muchas personas y organizaciones, a quienes deseo expresar mi más profundo agradecimiento.

En primer lugar, quiero agradecer al director del programa de magíster, el Dr. Paul Bosch, por invitarme a participar en esta aventura hacia el conocimiento. A mi profesor supervisor, el Dr. Cristian Candia, le agradezco su orientación, apoyo y paciencia a lo largo de todo el proceso, por motivarme a participar en mi primer congreso internacional y por mostrarme el hermoso, aunque difícil, camino de la academia. Agradezco también a todos mis profesores, quienes han contribuido significativamente a mi formación profesional y académica tanto en el pregrado como en este magíster. Sin sus enseñanzas, este camino hubiera sido mucho más difícil.

Agradezco especialmente a mi madre, Sandra, por su amor incondicional, apoyo, consejos, comprensión y compañía. Pero, sobre todo, por siempre creer en mí y en mis capacidades, motivándome a ser mejor profesional y persona. A mis amigos, Joaco y Magda, quienes siempre lograban animarme cuando enfrentaba alguna dificultad. Y a mi pareja, Pedro, que llegó a acompañarme en la etapa final de este proceso, por su paciencia y amor.

Agradezco también a la Universidad del Desarrollo por brindarme las instalaciones y recursos necesarios para la realización de esta investigación.

Finalmente, quiero expresar mi gratitud a todas las personas que, de una u otra forma, contribuyeron a la realización de esta tesis. A todos ustedes, muchas gracias.

## TABLA DE CONTENIDO

Agradecimientos	iii
Lista de Figuras	vi
Lista de Tablas	vii
Resumen	viii
1. Introducción	1
2. Marco Teórico	6
2.1. Las Dimensiones de la Memoria Colectiva . . . . .	6
2.1.1. Memoria Comunicativa . . . . .	6
2.1.2. Memoria cultural . . . . .	7
2.1.3. Olvido . . . . .	8
2.2. La Perspectiva de las Ciencias Sociales Computacionales . . . . .	9
2.3. Canciones, Películas y el Refuerzo de la Memoria Colectiva . . . . .	10
3. Metodología	13
3.1. Recopilación de Datos . . . . .	14
3.2. Pre procesamiento de Datos . . . . .	16
3.3. Modelo Estadístico . . . . .	19
3.4. Análisis de datos . . . . .	20
3.5. Aproximación Causal . . . . .	27
3.6. Validación del Modelo . . . . .	30
4. Resultados	32
4.1. Recopilación y Preprocesamiento de Datos . . . . .	32
4.2. Resultados del Modelo Estadístico . . . . .	32
4.3. Resultados de la Aproximación Causal . . . . .	39
4.4. Otros Modelos . . . . .	47
5. Discusión	52

6. Conclusiones	55
6.1. Importancia del Estudio . . . . .	55
6.2. Limitaciones del Estudio . . . . .	56
6.3. Implicaciones para la Investigación Futura . . . . .	57
Referencias	60
Apéndice	66
A. Anexo	67
Análisis de Sexo . . . . .	67
Análisis de Género Musical . . . . .	70
Análisis de País de Origen . . . . .	71
Discusión . . . . .	75
Implicaciones Prácticas y Futuras Investigaciones . . . . .	76
Conclusión . . . . .	77
B. Figuras Complementarias	78

## LISTA DE FIGURAS

3.1	Correlograma de Variables . . . . .	23
3.2	Análisis de Popularidad de Canciones . . . . .	24
3.3	Boxplot de variable “aparece” . . . . .	25
3.4	Análisis de Red . . . . .	26
3.5	Diagnóstico de Balance de Covariables . . . . .	28
3.6	Elección de método de Matching . . . . .	29
3.7	Calidad de Emparejamiento . . . . .	30
4.1	Efectos Marginales . . . . .	43
B1	Correlograma 2016 . . . . .	78
B2	Correlograma 2017 . . . . .	79
B3	Popularidad en Ranking Billboard 2016 . . . . .	80
B4	Popularidad en Ranking Billboard 2017 . . . . .	81
B5	Boxplot de variable “aparece” 2016 . . . . .	82
B6	Boxplot de variable “aparece” 2017 . . . . .	83
B7	Diferentes configuraciones de variables . . . . .	84
B8	Diferentes métodos de matching . . . . .	85
B9	Efectos Marginales todas las variables . . . . .	86
B10	Efectos Marginales comparativos . . . . .	87

## LISTA DE TABLAS

3.1	Descripción de las variables utilizadas en el análisis . . . . .	18
3.2	Resumen estadístico de las características de las canciones . . . . .	21
4.1	Modelos de Regresión Lineal . . . . .	34
4.2	Modelos de regresión lineal con efecto fijo . . . . .	36
4.3	Modelos de Regresión Lineal con datos emparejados . . . . .	40
4.4	Modelos de Regresión Lineal con efecto fijo y datos emparejados . . . . .	46
4.5	Resultados modelos Worldwide y Budget . . . . .	48
4.6	Resultados modelos Worldwide y Budget . . . . .	50
A1	Distribución de canciones por sexo del artista y aparición en películas. . . . .	67
A2	Análisis de popularidad por sexo del artista . . . . .	69
A3	Distribución de canciones por género del artista y aparición en películas . . . . .	70
A4	Análisis de popularidad por género musical del artista . . . . .	72
A5	Distribución de canciones por país y aparición en películas . . . . .	73
A6	Análisis de popularidad por país de origen del artista . . . . .	74

## RESUMEN

La memoria colectiva, entendida como la representación compartida del pasado de un grupo de personas, es fundamental para la formación de la identidad grupal. Por otro lado, los productos culturales juegan un papel crucial en la conformación y transmisión de representaciones compartidas del pasado de una comunidad. Sin embargo, la interacción precisa entre diferentes productos culturales y su contribución a la formación de la memoria colectiva sigue siendo un área de investigación. En este estudio, examinamos el rol causal de las películas como medio para preservar la memoria colectiva en la música popular occidental, utilizando metodología de Propensity Score Matching. Recopilamos un conjunto de datos de 22,126 canciones del ranking semanal Hot 100 de Billboard desde 1958 hasta el año 2022 y 3,333 canciones de las bandas sonoras de la Internet Movie Database (IMDb). Además, consideramos los datos de popularidad actual de Spotify en cinco momentos diferentes entre 2016 y 2022. Después de controlar por la popularidad inicial y la antigüedad de las canciones, nuestro análisis revela que las canciones incluidas en películas son recordadas un 14% más que aquellas que no lo están. Este hallazgo revela que el cine juega un papel crucial en la promoción y preservación de la memoria colectiva de la música. Esta interacción no solo refuerza la memoria cultural, sino que también tiene implicaciones prácticas para la industria del entretenimiento.

**Keywords:** Memoria colectiva, Spillover, Propensity Score Matching, Música, Películas.

## 1. INTRODUCCIÓN

La memoria colectiva es un concepto central en las ciencias sociales y humanidades, que se refiere a la manera en que grupos de personas recuerdan, interpretan y transmiten su pasado compartido (Halbwachs, 1992; Assmann, 2011). Esta memoria no es una simple suma de recuerdos individuales, sino una construcción social que influye en la identidad y la cohesión del grupo (Nora, 1989; Misztal, 2003). A través de diversos medios y prácticas culturales, como relatos orales, monumentos, festividades y la música, las sociedades tejen y reconfiguran su memoria colectiva (Connerton, 1989). La música, en su capacidad de evocar emociones y narrar historias, juega un rol crucial en este proceso, funcionando como un puente entre generaciones y como un archivo sonoro de la experiencia humana (Eyerman & Jamison, 1998). Al explorar cómo las canciones encapsulan y transmiten recuerdos colectivos, esta tesis se adentra en el análisis de su papel como vehículos de memoria cultural y su impacto en la construcción de identidades grupales.

Las canciones, como artefactos culturales, portan recuerdos históricos, haciendo eco de los vestigios de eventos pasados, tradiciones y personalidades (Rubin, 1995; Furia & Patterson, 2022; Feigenbaum, 2010; Usmar, 2014; Stewart, 2013). El fenómeno de la memoria colectiva, una representación compartida del pasado dentro de una comunidad, es central en la formación de la memoria individual y en la construcción de la identidad grupal (Halbwachs, 1950; Confinio, 1997; Kansteiner, 2002). La arquitectura de este pasado mnemónico compartido está fundamentalmente influenciada por la memoria comunicativa y cultural, representando construcciones sociales y registros en diversas fuentes, respectivamente (Assmann, 1995; Nora, 1989; Assmann, 2011). La formulación de esta conciencia colectiva es una compleja trama de interacciones e intercambios con nuestro entorno, las personas que nos rodean, las narrativas que encontramos, y las percepciones e interpretaciones únicas aportadas por los miembros individuales del grupo.

La interacción entre la memoria colectiva, la temporalidad y la identidad opera en tres niveles distintos: el nivel personal, sustentado por memorias individuales; el nivel social, construido a través de interacciones sociales y la comunicación; y el nivel cultural, caracterizado por el papel de los artefactos culturales como la música y el arte, que actúan como portadores de memoria

(Nora, 1989; Assmann, 1995, 2011). Los productos culturales, incluyendo la música y el cine, influyen significativamente en este proceso tripartito, sirviendo como conductos para la transmisión y preservación de la memoria (Candia, Jara-Figueroa, Rodriguez-Sickert, Barabási, & Hidalgo, 2019; Van Dijck, 2006; Bryant, 2005; Masuda, 2019). A pesar de estos conocimientos, la mecánica precisa de cómo diversos artefactos culturales dan forma a la memoria colectiva sigue siendo poco explorada. Nuestra investigación tiene como objetivo llenar este vacío, estudiando parte de la compleja dinámica entre los productos culturales, la atención pública inicial y la formación de la memoria colectiva. En particular, nos adentramos en la influencia del cine en la memoria colectiva relativa a la música popular occidental.

La música al igual que las películas han formado parte de nuestro acervo cultural desde hace mucho tiempo y con el éxito de las plataformas de streaming se han vuelto aún más populares en la actualidad.

La música, por su lado, tiene la capacidad de crear y preservar la memoria colectiva. Por ejemplo, “Imagine” de John Lennon ha sido utilizada para promover la paz y unidad entre las personas, ofreciendo una nueva narrativa en momentos de conflicto o tensión social. Esta canción ha sido repetidamente utilizada en vigilias, protestas y otros eventos comunitarios, permitiendo que las personas se unan en torno a un ideal común. Así, la canción no solo refleja deseos de paz mundial en su tiempo, sino que sigue inspirando y reforzando estos valores en las nuevas generaciones. “We are the World” por su parte, interpretada por más de 40 artistas famosos con el objetivo de recaudar fondos para la lucha contra el hambre en África, es un ejemplo de cómo la música puede capturar y mantener viva la respuesta colectiva de la humanidad ante una crisis. El impacto de la canción trascendió el evento para el cual fue creada, recordando a las futuras generaciones sobre la importancia de la solidaridad y la acción colectiva. En ambos casos, la música no solo captura un momento o sentimiento, sino que también ayuda a transmitirlo a través del tiempo, permitiendo a las comunidades recordar y reflexionar sobre sus historias compartidas. Esto es crucial en la construcción de una identidad común y en la promoción de la cohesión social.

Por otro lado, el cine desempeña un papel influyente en la formación de la memoria colectiva, especialmente en eventos históricos como guerras o tragedias nacionales (Masuda, 2019).

Por ejemplo la película “Schindler’s List” del director Steven Spielberg cuenta la historia de Oskar Schindler, un empresario alemán que salvó la vida de mil judíos durante el holocausto se seleccionó para ser parte del Registro Nacional de Cine de EEUU por su representación y precisión de los eventos históricos. La influencia de la película se extiende más allá de su tiempo de exhibición en cines. Por ejemplo, su uso en entornos educativos como las escuelas permite que nuevas generaciones de estudiantes comprendan mejor la historia del Holocausto. Así, ”Schindler’s List” se convierte en una pieza clave en la preservación de la memoria colectiva, asegurando que los eventos que retrata no sean olvidados. Por otra parte, esta película no solo narra un episodio histórico, sino que también humaniza el sufrimiento de las víctimas del Holocausto al presentar historias personales y emocionales. Esto permite que los espectadores no solo aprendan sobre los hechos, sino que también sientan la profundidad del dolor y el sacrificio humano, generando una mayor empatía y comprensión de la tragedia. Las películas, funcionando como una parte integral de la cultura urbana (Sukarwo, Muntazori, & Fauzie, 2019), pueden retratar crímenes monstruosos, estimulando respuestas éticas e impactando en la construcción de la memoria dentro de las redes de relaciones de poder (Göç, 2019), ofreciendo mucho más que un mero entretenimiento; ya que se convierten en un espejo crítico de la sociedad, exponiendo las complejidades de las motivaciones humanas y las estructuras de poder subyacentes. Al detallar no solo los actos criminales, sino también sus contextos y consecuencias, estas obras fomentan una reflexión ética profunda en los espectadores. Nos obligan a cuestionar nuestra propia moralidad y los valores de la sociedad, estimulando debates sobre justicia, redención y responsabilidad personal y colectiva. Además, al presentar estos crímenes dentro de las narrativas de poder y resistencia, las películas modelan la memoria colectiva, influenciando cómo los eventos son recordados y comprendidos públicamente. Este fenómeno refuerza o desafía las percepciones existentes, potencialmente llevando a una reconsideración de las relaciones de poder y a un cuestionamiento de las injusticias sistémicas. Así, el cine no solo documenta o recrea la realidad, sino que también participa activamente en la construcción y reconfiguración de la memoria colectiva a través de su capacidad para interpelar ética y políticamente a su audiencia.

En conjunto, el cine y la música influyen significativamente en la forma en que las personas recuerdan eventos de su pasado. Las películas pueden reforzar la memoria colectiva de

las canciones al popularizarlas y, de manera similar, fortalecer la memoria colectiva al revivir la historia, enfatizar la cultura y narrar eventos significativos. Estudios han demostrado que la combinación de estímulos visuales y auditivos en el cine puede amplificar la retención y el recuerdo de experiencias compartidas (Boltz, 2001; Alexomanolaki, Loveday, & Kennett, 2007). La música, al evocar emociones intensas y memorias personales, se convierte en un vehículo potente para la transmisión de recuerdos colectivos (Kubit & Janata, 2022). Por ejemplo, la canción “Somewhere Over the Rainbow” de “El Mago de Oz” no solo es reconocible, sino que también remite a sentimientos de esperanza y anhelo que trascienden generaciones, solidificando una memoria colectiva en torno a estos temas universales (Furia & Patterson, 2022). La era dorada de Hollywood mostró cómo las sinergias entre cineastas y músicos crearon composiciones icónicas que se arraigaron profundamente en el imaginario cultural (Furia & Patterson, 2022). Además, la popularidad de una canción puede aumentar significativamente debido a su asociación con películas exitosas, lo que a su vez puede incrementar los ingresos de los artistas y contribuir a su visibilidad y legado (Candia et al., 2019). Así, el cine y la música no solo fortalecen la memoria colectiva, sino que también influyen en la construcción de identidades compartidas a través del tiempo (Assmann, 2011; Connerton, 1989).

Este estudio explora cómo la música y el cine contribuyen a la formación y sostenimiento de la memoria colectiva, utilizando métodos de ciencias sociales computacionales, como la inferencia causal con métodos como matching, para analizar patrones de atención y olvido. Los hallazgos son valiosos para las industrias musical y cinematográfica, ofreciendo insights para estrategias de marketing y colaboraciones. En el contexto aplicado de las ciencias de la ingeniería, ilustra cómo el análisis de datos y el modelamiento computacional pueden aplicarse a problemas en las ciencias sociales, proporcionando habilidades valoradas en el mercado laboral.

Este documento se estructura de la siguiente manera. El capítulo 2, explica qué es y como se compone la memoria colectiva considerando el ciclo entre memoria cultural –recuerdos compartidos y preservados a través de artefactos culturales–, memoria comunicativa –basada en los recuerdos personales y vivencias transmitidas a través de la comunicación interpersonal y familiar– y olvido –cambio de la atención colectiva sobre algún hecho, cosa u objeto hacia otro–. Proporciona una perspectiva desde las ciencias sociales computacionales y se operacionaliza

en un problema real, describiendo la relación que existe entre las canciones y las películas en el contexto de la memoria colectiva. El capítulo 3, muestra el proceso de recopilación de datos desde diversas fuentes de información, como el ranking Billboard, la plataforma de streaming musical Spotify, la base de datos del mundo cinematográfico: IMDb y BoxOffice, plataforma que proporciona datos comerciales sobre el rendimiento financiero de las películas en taquilla. Además, se muestran los análisis estadísticos, regresiones lineales y aproximación causal mediante el método de matching, para analizar el problema. Luego, el capítulo 4, muestra análisis descriptivos de las variables, así como también los principales resultados de esta investigación, es decir, el efecto positivo de los spillover de atención que se genera desde las películas hacia las canciones. También se evalúan modelos relacionados con la importancia de las películas. En el capítulo 5, se interpretan estos resultados y se plantea la importancia del estudio, es decir la contribución de los spillover de atención a mantener la memoria cultural, las principales limitaciones y algunas luces para investigaciones futuras. Finalmente, en la sección Anexo, podrá encontrar otros análisis relacionados con características de los artistas, y en la sección Figuras Complementarias, podrá encontrar las imágenes complementarias de este estudio.

## **2. MARCO TEÓRICO**

### **2.1. Las Dimensiones de la Memoria Colectiva**

#### **2.1.1. Memoria Comunicativa**

Por un lado, la memoria como una construcción social, llamada memoria comunicativa (Hirst, Yamashiro, & Coman, 2018; Assmann, 1995, 2011; Nora, 1989; Confinó, 1997; Assmann, 2008), son todos aquellos procesos donde las personas transmiten información entre ellas de forma oral. Se puede observar en las conversaciones que se mantienen a lo largo del día, es informal y poco específica, se caracteriza por una inestabilidad temática y falta de organización, no cuenta con aspectos físicos que sean capaces de sustentarla, ni a los cuales se pueda recurrir en algún momento del futuro para recordarla, por el contrario, este tipo de memoria es de baja fidelidad ya que depende exclusivamente del individuo que comparte la información, influenciado por sus propias creencias, y de quien la recibe, que también se ve influenciado por sus propias creencias, es decir, las personas relacionan sus propias historias de vida con hechos históricos de relevancia, si una persona experimentó personalmente un hecho significa más para ella que para otras. Si, por consiguiente, este hecho es transmitido a la generación siguiente también adquiere un grado de significancia mayor que transmitir el mensaje a una generación subsiguiente. Entonces, la memoria colectiva también involucra hechos que ocurren durante la vida de las personas y que forman parte de su propia historia.

La teoría de la construcción temporal (Husserl, 2012), establece que entre más distante psicológicamente esté un objeto de un individuo más abstracta es su representación y viceversa. Entendiendo esto, es natural decir que lo vivido, suele recordarse con actos personales y específicos de lo ocurrido, mientras que lo no vivido se suele describir de forma impersonal y mucho más expansiva. Por ejemplo, el estallido social del 19 de octubre en Chile, muchas personas veinteañeras, podrán describir claramente cuánto les costó llegar a casa ese día o qué estaban haciendo en el momento que se declaró el estado de emergencia, mientras que un evento más lejano como el Golpe de Estado de 1973, las mismas personas, probablemente tiendan a hablar sobre las repercusiones en la política Chilena, o las violaciones a los derechos humanos. Por otro lado, las transmisiones de estos recuerdos personales a las siguientes generaciones no

necesariamente representan el recuerdo institucionalizado, pero si pueden afectar a como el individuo forma su relación con el entorno, siguiendo con el ejemplo anterior, no es lo mismo ser nieto de una persona que fue militar para 1973, que nieto de un detenido desaparecido. Estos recuerdos se transmiten a través de conversaciones por lo que, el impacto que tenga en quien escucha, depende exclusivamente de quien cuenta la historia y su representación de esta.

### **2.1.2. Memoria cultural**

Por otro lado, la memoria basada en vestigios o memoria cultural es una forma de memoria colectiva que hace referencia a lo icónico como parte esencial de la memoria. (Assmann, 2011; Halbwachs, 1950; Assmann, 1995; Nora, 1989; Hirst et al., 2018). Este tipo de memoria se caracteriza por ser distante de lo diario, es decir su punto de partida u horizonte no cambia con el tiempo, se mantiene y es permanente, generalmente estos puntos de partida son situaciones fatídicas del pasado que se mantienen “vivas” como figuras de memoria, estas figuras de memoria corresponden a libros de texto, rituales, monumentos, etc. Se exterioriza y se almacena en formas simbólicas que son estables y trascendentes, es decir son capaces de transferirse de generación en generación, este sería el caso de libros, canciones, patentes y películas. Y, para que sea considerada realmente memoria deben ser capaces de circular y enraizarse en una sociedad. El objetivo de todas estas piezas no es poseer memoria por sí mismas, sino que sean capaces de invocar recuerdos en quien los ve. Entonces, si bien esta memoria se almacena en formas simbólicas que son objetivas, los recuerdos que invocan son completamente subjetivos y dependen de quien observa los símbolos.

Algunas características relevantes de la memoria cultural tienen que ver con i) la creación de identidad, donde el grupo se identifica y determina si pertenece o no, si le es propia o no cierta característica, como por ejemplo el patriotismo. ii) La capacidad de reconstruir, si bien existe un horizonte inamovible perpetuado por figuras de memoria, la interpretación que cada generación hace de ellas puede ser diferente en cada época, como es el caso de los dinosaurios, podemos hacernos una idea de su estructura dado los fósiles de sus huesos, sin embargo, las partes blandas (como las trompas), no tienen huesos y no podrían ser reconstruidas. iii) La formación estable a través de medios como la escritura, pero también imágenes y ritos. iv)

La organización, que por un lado obliga a comunicar los hechos a medida pasa el tiempo y la alta especialización de los portadores de memoria, como por ejemplo, los profesores. v) La obligación que hace referencia a la creación de un sistema de valores y diferenciaciones y finalmente vi) la reflexión a través de la práctica-reflexiva (rituales), la autorreflexión (recurre a si misma para explicarse) y la reflexión de su propia imagen (preocupación por su sistema social).

### **2.1.3. Olvido**

Por otro lado, existe un concepto que completa el ciclo de la memoria -el olvido-. El olvido, es perder contacto con aquello que nos rodeaba en el momento del recuerdo olvidado, es decir, dejar de ser parte del grupo que recuerda y por lo tanto dejar de tener acceso a través de los otros a esos recuerdos (Halbwachs, 1950). Recordemos que la memoria, es una construcción conjunta de diferentes actores que cuentan la misma historia desde diferentes puntos de vista. Por ejemplo, en nuestra infancia, muchas veces compartimos algún juego momentáneo con grupos de niños que no necesariamente eran nuestros amigos, simplemente los topamos en algún lugar, pedíamos participar y aceptaban, jugábamos un par de horas y luego volvíamos a casa sin siquiera recordar el nombre de nuestros compañeros y, si no volvíamos a verlos, entonces los olvidábamos y la vida continuaba.

Otra forma de manifestar el olvido es el cambio de la atención colectiva sobre algún hecho, cosa u objeto hacia otro (Lorenz-Spreen, Mønsted, Hövel, & Lehmann, 2019). Esto ocurre, debido a que la atención es un recurso limitado de la sociedad y se puede resumir en 3 etapas: primero un aumento rápido de atención debido a la novedad que genera el tema, una segunda etapa donde existe una gran cantidad de contenido respecto al tema en particular y que se comienza a consumir y finalmente, una tercera etapa donde la popularidad y la atención sobre dicho tema decae drásticamente y aparecen nuevos temas que la absorben (Lorenz-Spreen et al., 2019). Por ejemplo, los vídeos virales, existen tantos y se crean de forma tan rápida que deben competir por la atención de las personas y probablemente, lo que hoy se haya convertido en un viral, el día de mañana solo recibirá unas pocas visitas o tal vez ninguna. Finalmente, los cambios de paradigma son también procesos de olvido, donde se sustituye un conocimiento

científico por otro, que tiene la característica de ser siempre mejor que el anterior (Kuhn, 1970), por ejemplo el cambio desde la teoría geocentrista donde la tierra era el centro del universo, hacia la teoría copernicana, que hoy es aceptada, utilizada y probada por la mayoría.

En resumen, la memoria colectiva, se refleja en la memoria comunicativa y cultural, encarna un aspecto significativo de la identidad grupal (Hirst et al., 2018; Assmann, 1995, 2011; Nora, 1989; Confino, 1997; Assmann, 2008). La primera, una transmisión oral de información, forma un tipo de memoria casual y de baja fidelidad (Assmann, 2011), que conecta historias personales con eventos históricos notables. Por otro lado, la memoria cultural es una forma más permanente, que depende de artefactos y rastros del pasado, con símbolos que generan recuerdos completamente subjetivos (Assmann, 2011; Halbwachs, 1950; Assmann, 1995). Complementando este ciclo de memoria, el olvido se percibe como un cambio colectivo de atención debido a recursos sociales limitados (Halbwachs, 1950; Lorenz-Spreen et al., 2019; Candia & Uzzi, 2021; Candia, 2022), donde las afinidades sociales pueden aumentar el poder mnemónico de las conversaciones (Echterhoff, Higgins, & Levine, 2009; Coman & Hirst, 2015; Coman, Stone, Castano, & Hirst, 2014; Stone, Barnier, Sutton, & Hirst, 2010). Esta investigación se esfuerza por desentrañar la compleja dinámica entre los productos culturales y la memoria colectiva, particularmente el papel del cine dentro de la memoria colectiva de la música.

## **2.2. La Perspectiva de las Ciencias Sociales Computacionales**

En línea con la conceptualización de la memoria colectiva de Assmann, la ciencia social computacional abarca los productos culturales que las comunidades recuerdan y diferencian (Assmann, 1995, 2011). Estos modos incluyen “actualidad”, entendido como el contenido activamente recordado sostenido por la memoria comunicativa y cultural y “potencialidad” como contenido almacenado pasivamente con el potencial de volver a la actualidad si la comunidad elige revivir estos recuerdos.

El mundo digital en rápida expansión, caracterizado por un uso extensivo de internet y la proliferación de huellas digitales, ofrece oportunidades sin precedentes para el estudio cuantitativo de la memoria colectiva. En el campo de la ciencia social computacional, aprovechando las metodologías de big data, se ha concentrado principalmente en el “modo actualidad” de

los recuerdos, enfocándose en el consumo de contenido cultural a través de diversos flujos de datos (Assmann, 1995). Este enfoque se extiende a las visualizaciones de páginas de Wikipedia (García-Gavilanes, Mollgaard, Tsvetkova, & Yasseri, 2017; Yu, Ronen, Hu, Lu, & Hidalgo, 2016; Jara-Figueroa, Yu, & Hidalgo, 2019; Skiena & Ward, 2014; Kanhabua, Nguyen, & Niederée, 2014; Candia et al., 2019), las citas de artículos científicos y patentes (Wang, Song, & Barabási, 2013; Uzzi, Mukherjee, Stringer, & Jones, 2013; Mukherjee, Uzzi, Jones, & Stringer, 2017; Higham, Governale, Jaffe, & Zülicke, 2017a, 2017b; Candia et al., 2019; Candia & Uzzi, 2021; Candia, 2022), y el impacto de logros, tecnología, lenguaje y desencadenantes en la dinámica de la memoria colectiva y la atención (Jara-Figueroa et al., 2019; Bowker, 2005; Ronen et al., 2014; Kanhabua et al., 2014; García-Gavilanes et al., 2017; Ferron & Massa, 2014; Yu et al., 2016). Notablemente, se ha demostrado a escala social que la tasa de olvido de eventos pasados se acelera con el tiempo (Michel et al., 2011; Candia et al., 2019; Candia & Uzzi, 2021; Lorenz-Spreen et al., 2019). Sin embargo, algunas investigaciones sugieren que existen mecanismos de recuerdo que retrasan el decaimiento de la atención (García-Gavilanes, Tsvetkova, & Yasseri, 2016; García-Gavilanes et al., 2017). Un mecanismo de este tipo son los “spillover de atención”, donde un evento significativo desencadena el recuerdo de ocurrencias pasadas relacionadas. Dado esto, nuestra exploración busca esclarecer la influencia de estos mecanismos de recuerdo en la atención sobre productos culturales, particularmente dentro de la industria de la música.

### **2.3. Canciones, Películas y el Refuerzo de la Memoria Colectiva**

Los residuos históricos y las tradiciones están encapsulados dentro de las canciones, sirviendo como instrumentos clave en la creación y preservación de la memoria colectiva, Feigenbaum (Feigenbaum, 2010) destaca cómo las Canciones de las Mujeres de Greenham fomentaron una identidad musical colectiva dentro de la comunidad del movimiento de mujeres. El poder de las canciones para construir una identidad comunal también se refleja en el estudio de “Born to Die” de Lana Del Ray (Usmar, 2014), una representación conmovedora de las batallas generacionales por la supervivencia financiera y social. La música de Robert Johnson, analizada en el trabajo de Stewart (Stewart, 2013), ejemplifica además cómo las tribulaciones de la clase trabajadora se

preservan dentro de la memoria colectiva. Además, las canciones pueden funcionar como atractores culturales, amplificando la preservación de la memoria a través de generaciones. Rubin (Rubin, 1995) ilustra esto con el ejemplo de canciones infantiles o rimas de conteo, que a través de su naturaleza repetitiva, graban los recuerdos más profundamente en la conciencia colectiva. Un ejemplo de esto es la canción “Dixie”, que sostiene los recuerdos defectuosos asociados con La Causa Perdida.

Destaquemos también que la industria musical es una de las industrias de entretenimiento que ha permanecido en constante crecimiento, (IFPI, 2022) el año 2022 alcanzó los 26,1 mil millones de dolares donde el mayor aporte lo realizaron las plataformas de streaming contribuyendo con 17,5 mil millones de dolares lo que corresponde al 67%, con más de 589 millones de suscriptores a plataformas musicales de pago.

Por otra parte, el cine juega un papel influyente en la configuración de la memoria colectiva, particularmente de eventos históricos como las guerras. Los dramas matutinos de NHK en Japón, según Masuda (Masuda, 2019), refuerzan efectivamente la memoria colectiva, preservando eventos históricos significativos que han esculpido la identidad cultural de la nación. Rafter (Rafter, 2014) presenta otra visión, explorando cómo las películas que abordan tragedias nacionales, como el genocidio indonesio, fortalecen la memoria colectiva. Las películas, funcionando como una parte integral de la cultura urbana (Sukarwo et al., 2019), pueden enfrentarse a crímenes monstruosos, estimulando respuestas éticas e impactando en la construcción de la memoria dentro de las redes de relaciones de poder (Göç, 2019).

La interacción entre el cine y el aumento de la memoria colectiva de las canciones es sustancial. Las canciones, como principales impulsores del éxito de las películas de Bollywood (Doudpota & Guha, 2011), proporcionan un ejemplo tangible. Furia y Patterson (Furia & Patterson, 2022) ilustran cómo las películas influenciaron la escritura de canciones durante la edad de oro de Hollywood, con letristas a menudo inspirándose en canciones existentes o encargando nuevas composiciones para películas. La investigación de Kubit (Kubit & Janata, 2022) indica que la imaginaria musical involuntaria o ‘gusanos auditivos’ pueden fortalecer la consolidación de la memoria para eventos asociados con la música.

En esencia, el sostenimiento de la memoria colectiva depende en gran medida de la interacción entre el cine y la música. Las películas refuerzan la memoria colectiva de las canciones al popularizarlas y, de manera similar, fortalecen la memoria colectiva al reexaminar la historia, acentuar la cultura y narrar eventos.

Por lo anteriormente descrito, la hipótesis central de esta investigación es probar la existencia de spillovers de atención entre música y películas. Para esto, se desarrollará un marco metodológico que sea capaz de mostrar que la atención a las canciones que han aparecido en películas es mayor que para aquellas que no han aparecido.

### 3. METODOLOGÍA

Este capítulo describe la metodología adoptada para investigar la interacción entre el cine y la música, enfocándose en cuantificar los *spillovers* de atención entre estos dos dominios culturales. La premisa es que las películas y la música, como parte de la cultura popular, no solo reflejan sino que también moldean la memoria colectiva y las tendencias de atención a través de su interacción dinámica. Esta interacción, facilitada por las plataformas digitales, ofrece un terreno para explorar cómo la exposición en películas puede afectar la popularidad y longevidad de la música. Para abordar este objetivo, se ha desarrollado un modelo cuantitativo que integra datos de múltiples plataformas web, incluidas bases de datos de películas, rankings de música y plataformas de streaming musical, con el fin de capturar la magnitud de los *spillovers* de atención y comprender cómo las interacciones entre películas y música pueden influir en la percepción y el consumo del público. Se detallan los siguientes componentes clave de la metodología:

- (i) *Recopilación de Datos*: Se describe el proceso de recopilación de datos de fuentes en línea, incluyendo la selección de plataformas, los criterios de inclusión de datos y las técnicas de web scraping utilizadas.
- (ii) *Preprocesamiento de Datos*: Se explican los pasos para limpiar y preparar los datos, incluyendo la normalización de nombres de artistas y títulos de películas, la gestión de datos faltantes y la transformación de datos para el análisis cuantitativo.
- (iii) *Modelo Estadístico*: Se presenta el diseño del modelo cuantitativo, incluyendo la selección de variables, la definición de métricas de *spillover* de atención y los métodos estadísticos para evaluar las relaciones entre exposiciones cinematográficas y atención en productos musicales.
- (iv) *Análisis de Datos*: Se muestran los análisis de datos previos al modelo, correlaciones, descripción de la data, entre otros.
- (v) *Aproximación Causal*: Se introduce la metodología para determinar la causalidad entre la exposición cinematográfica y los cambios en la atención de la música, utilizando técnicas como el *Propensity Score Matching* para aislar los efectos de las películas en la música.

(vi) *Validación del Modelo*: Se detallan las estrategias para validar la robustez y fiabilidad del modelo, incluyendo comparaciones con conjuntos de datos de control.

El objetivo de este capítulo es proporcionar una base metodológica para explorar la hipótesis de que existe un spillover de atención significativo entre películas y música, contribuyendo al conocimiento sobre cómo los productos culturales interactúan en el ecosistema digital contemporáneo y afectan las dinámicas de atención colectiva.

### **3.1. Recopilación de Datos**

Para evaluar la popularidad de las canciones y su presencia en películas, así como su impacto en la atención de las personas, se emplearon diversas fuentes de datos primarias y secundarias, organizadas de la siguiente manera:

#### ***Datos de Canciones:***

- *Ranking Hot100 de Billboard:*
  - \* Método de Recolección: Web scraping.
  - \* Descripción: El Ranking Hot 100 de Billboard es una lista semanal que clasifica las canciones más populares en los Estados Unidos, abarcando todos los géneros musicales. Basado en ventas físicas y digitales, reproducciones en radio, y actividad en línea, este ranking es considerado un indicador estándar de popularidad en la industria musical.
  - \* Datos: Esta fuente proporcionó datos históricos desde agosto de 1958 hasta agosto de 2022, incluyendo 29,962 canciones únicas. La lista Hot100 de Billboard se utilizó como criterio de inclusión de nuestra muestra, ya que, la gran mayoría de las canciones que aparecen en esta lista son ampliamente escuchadas en el Mundo Occidental y poseen un nivel de atención inicial significativo. Se evalúa su popularidad inicial por su duración en el ranking (número de semanas) y la posición máxima alcanzada.
- *Spotify:*
  - \* Método de Recolección: Uso de la API de Spotify.

- \* Descripción: Spotify es una plataforma de streaming de música que ofrece acceso a millones de canciones, álbumes y artistas de todo el mundo. La plataforma proporciona datos sobre la popularidad de las canciones, basada en reproducciones y actividad de los usuarios, lo cual sirve como una aproximación a la atención actual de las canciones.
- \* Datos: Para capturar la popularidad contemporánea de las canciones, se utilizó una métrica de popularidad de 0 a 100, basada en las reproducciones de las canciones y la recencia de estas reproducciones, proporcionada por Spotify. Se realizaron cinco mediciones, en 2016 (1), 2017 (1) y 2022(3), recopilando datos de 22,117 canciones únicas que figuraban tanto en Spotify como en Billboard.
- *OpenAI API:*
  - \* Método de Recolección: Uso de la API de OpenAI.
  - \* Descripción: La API de OpenAI permite acceder a modelos avanzados de inteligencia artificial para una variedad de tareas, incluyendo el análisis de texto y generación de contenido.
  - \* Datos: En este estudio, se utilizó para enriquecer la base de datos con información sobre géneros musicales y demografía de artistas.

### ***Datos de Películas:***

- *Soundtrack Collector:*
  - \* Método de Recolección: Web scraping.
  - \* Descripción: Base de datos colaborativa en línea que cataloga soundtracks de películas, proporcionando una amplia base de datos de títulos de películas y sus respectivas bandas sonoras.
  - \* Datos: 57,702 títulos de películas diferentes, constituyendo la base para la identificación de soundtracks de películas relevantes.
- *IMDb (Internet Movie Database):*
  - Método de Recolección: Web scraping.
  - Descripción: IMDb es una de las más grandes bases de datos en línea de información relacionada con películas, programas de televisión, actores, y equipos de

producción. Ofrece datos detallados sobre películas, incluyendo listas de soundtracks.

- Datos: Se utilizó para detallar los soundtracks de las películas identificadas previamente en Soundtrack Collector, resultando en la identificación de 20,906 canciones únicas. De estas, 3,333 canciones que también estaban presentes en nuestra base de datos combinada de Spotify-Billboard se incluyeron en el estudio, lo que representa un 15% de la base de datos total.

- *Box Office Mojo:*

- \* Método de Recolección: Web scraping.
- \* Descripción: Box Office Mojo es una plataforma en línea que proporciona datos de rendimiento en taquilla de películas alrededor del mundo. Ofrece una visión detallada del éxito comercial de las películas, incluyendo ingresos de taquilla e inversión inicial.
- \* Datos: Esta plataforma se empleó para obtener datos relacionados con el desempeño en taquilla de las películas, así como la inversión inicial, ofreciendo un indicador de la popularidad y el éxito comercial de las películas incluidas en el estudio.

Este enfoque para la recopilación de datos, combinando técnicas de web scraping y uso de APIs, proporciona una base de datos rica y multifacética para entender la dinámica entre música y cine, permitiendo evaluar cómo esta dinámica influye en la memoria colectiva y la atención a las canciones, **en adelante popularidad**. La inclusión de descripciones de cada plataforma justifica su selección para el estudio, asegurando que los datos recopilados son pertinentes y significativos para investigar los spillovers de atención entre películas y música, proporcionando una base para la inferencia estadística y causal en esta investigación.

### 3.2. Pre procesamiento de Datos

En la fase de preprocesamiento de los datos, se inició con las canciones, buscando cada título del Ranking Hot 100 de Billboard por nombre de canción y artista en Spotify. Esta búsqueda permitió descargar los datos relevantes de Spotify, que luego fueron fusionados con

los datos obtenidos de Billboard, creando una base de datos integrada que combina la popularidad histórica y actual de las canciones. Para las películas, se realizó un web scraping de todas las películas listadas en Soundtrack Collector. Mediante herramientas de procesamiento de texto, se estandarizaron los nombres de las películas eliminando caracteres especiales y convirtiendo todo a minúsculas, facilitando la búsqueda y el almacenamiento de los soundtracks correspondientes en IMDb. Se eliminaron las películas sin canciones asociadas, concentrándonos en aquellas con nombres de canción y artista específicos.

Posteriormente, se fusionaron las bases de datos de música y películas, haciendo coincidir los nombres de canciones y artistas. Este proceso resultó en una base de datos compuesta por canciones incluidas en películas y otras que no, creando un conjunto de datos comparativo para el análisis. Para las películas que se mantuvieron en el conjunto de datos, se buscó información sobre su recaudación y la inversión a nivel mundial en Box Office Mojo, agregando estos datos financieros a la base general. Estos datos se ajustaron a dólares actuales mediante una fórmula de Valor Presente y se transformaron en logaritmos para manejar las diferencias de magnitud con el resto de las variables. Los datos faltantes fueron marcados como NA, manteniendo la integridad del conjunto de datos sin descartar registros valiosos para el análisis.

De este preprocesamiento se deducen las siguientes variables relevantes para el análisis en los próximos capítulos.

Table 3.1. Descripción de las variables utilizadas en el análisis

Nombre de Variable	Tipo de Variable	Explicación de la Variable
<i>Popularity</i>	Dependiente	Popularidad actual (en la fecha de recolección de los datos) en la plataforma de Spotify.
<i>Age</i>		Edad desde que aparece la canción en el Ranking Hot100 Billboard, hasta la fecha de recolección de los datos.
<i>RankMax</i>	Performance Inicial	Posición máxima alcanzada en el Ranking Hot100 Billboard.
<i>Weeks</i>	Performance Inicial	Cantidad de semanas en que la canción permaneció en el Ranking Hot100 Billboard.
<i>Appear</i>	Mecanismo de Recuerdo	Indicador binario de si una canción aparece o no, en al menos una película.
<i>NumMovie</i>	Mecanismo de Recuerdo	Cantidad de películas en las que apareció una canción.
<i>Worldwide</i>	Otras variables	Promedio, en dolares actuales, de la recaudación en taquilla de las películas donde apareció la canción
<i>Budget</i>	Otras Variables	Promedio, en dolares actuales, de la cantidad invertida para la creación de las películas donde aparece la canción.
<i>Sex</i>	Otras Variables	Variable categórica del sexo del artista, femenino o masculino para solistas. O femenino, masculino o mixto para bandas.
<i>Genre</i>	Otras Variables	Variable categórica que indica el género musical predominante del artista (Rock, Pop, R&B, Otros).
<i>Country</i>	Otras Variables	Variable categórica que indica el país originario del artista (United States, United Kingdom, Canada, Australia, Otros)

Las variables incluyen: la popularidad actual de las canciones en Spotify, características de Performance Inicial en el Ranking Hot 100 de Billboard, métricas financieras relacionadas con las películas en las que aparecen las canciones y características demográficas de los artistas.

Este preprocesamiento aseguró que nuestra base de datos final fuera coherente, estandarizada y lista para el análisis cuantitativo, posibilitando la investigación sobre los spillovers de atención

entre películas y música, así como su impacto en la memoria colectiva y la popularidad a lo largo del tiempo.

### 3.3. Modelo Estadístico

El análisis cuantitativo se centra en evaluar cómo distintos factores influyen en la popularidad de las canciones, considerada como un proxy de la atención que cada canción recibe. La popularidad de las canciones ( $Pop_i$ ) se modela en función de la performance inicial ( $PerIn_i$ ), la edad de la canción al cuadrado ( $Age_i^2$ ), dada la no linealidad de esta variable, la presencia de la canción en películas como mecanismo de recuerdo ( $MecRec_i$ ), y un efecto fijo por artista ( $\tau_i$ ), tal como se muestra en la ecuación 3.1.

$$Pop_i = \beta_0 + \beta_1 Age_i + \beta_2 Age_i^2 + \beta_3 PerIn_i + \beta_4 MecRec_i + \beta_5 \tau_i + \mu_i \quad (3.1)$$

La performance inicial ( $PerIn_i$ ) se define a partir del puesto más alto alcanzado por la canción  $i$  en el ranking Hot100 de Billboard ( $RankMax_i$ ) y la cantidad de semanas que la canción  $i$  permaneció en dicho ranking ( $Weeks_i$ ).

Existen dos posibles mecanismos de recuerdo ( $MecRec_i$ ): una variable binaria que indica si la canción  $i$  aparece en al menos una película, siguiendo la definición proporcionada en la ecuación siguiente.

$$Appear_i = \begin{cases} 1 & \text{si la canción } i \text{ aparece en al menos 1 película} \\ 0 & \text{si la canción } i \text{ no aparece en ninguna película} \end{cases} \quad (3.2)$$

O bien, en su versión continua ( $NumMovie$ ) que indica la cantidad de películas en las que aparece dicha canción.

Entonces, el modelo es el siguiente:

$$Popularity_i = \beta_0 + \beta_1 Age_i + \beta_2 Age_i^2 + \beta_3 RankMax_i + \beta_4 Weeks_i + \beta_5 MecRec_i + \beta_6 \tau_i + \mu_i \quad (3.3)$$

En el modelo sin interacción, presentado en la ecuación 3.3, se incluyen los términos para la edad, el puesto más alto en el ranking, la duración en el ranking, el mecanismo de recuerdo, y el efecto fijo por artista.

Para profundizar en la relación entre la edad de las canciones y su aparición en películas, proponemos un modelo final que incluye un término de interacción entre la edad y el mecanismo de recuerdo, como se muestra en la ecuación 3.4.

$$\begin{aligned}
 Popularity_i = & \beta_0 + \beta_1 Age_i + \beta_2 Age_i^2 + \beta_3 RankMax_i + \beta_4 Weeks_i + \\
 & \beta_5 MecRec_i + \beta_6 Age_i \times MecRec_i + \beta_7 Age_i^2 \times MecRec_i + \beta_8 \tau_i + \mu_i
 \end{aligned}
 \tag{3.4}$$

Tras ajustar los modelos conforme a las especificaciones mencionadas, procedemos a realizar predicciones sobre la totalidad de los datos para verificar su ajuste.

### 3.4. Análisis de datos

El análisis de datos de este estudio se desarrolló en etapas progresivas, comenzando con una inspección general de los datos, luego visual y avanzando hacia un análisis cuantitativo detallado. A continuación, se detallan los pasos seguidos:

#### Análisis descriptivo para el año 2022

En la Tabla 3.2, se presenta un resumen estadístico de las características de las canciones incluidas en el estudio. Este resumen incluye información sobre la posición máxima alcanzada en los rankings (*MaxRank*), el número de semanas en el ranking (*Weeks*), la popularidad máxima en plataformas de streaming (*Popularity*), y la edad (*Age*) de las canciones desde su lanzamiento hasta agosto de 2022, expresada en años.

Los resultados muestran una posición máxima alcanzada en el ranking, de 1 y una mínima de 100 (recordemos la escala invertida de esta variable, donde 1 es la mejor posición a alcanzar), con una mediana de 43 y una media de 44.68, lo que indica que, en promedio, las canciones tienden a alcanzar posiciones cercanas a la mitad del ranking. En cuanto al número de semanas

Table 3.2. Resumen estadístico de las características de las canciones

Variable	Min	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max
MaxRank	1.00	16.00	43.00	44.68	71.00	100.00
Weeks	1.00	5.00	10.00	11.59	17.00	90.00
Popularity	0.00	23.00	42.00	40.19	58.00	96.00
Age	0.3562	18.8630	39.2877	36.0150	53.2877	64.1178

La tabla presenta un resumen estadístico de las principales características de las canciones analizadas en el año 2022. Las variables incluyen la posición máxima alcanzada en el ranking (*MaxRank*), el número de semanas en el ranking (*Weeks*), la popularidad en Spotify (*Popularity*) y la antigüedad de la canción desde su aparición en el ranking Hot100 de Billboard hasta la fecha de recolección de datos (*Age*). Se muestran los valores mínimos, primer cuartil (1st Qu.), mediana, media, tercer cuartil (3rd Qu.) y máximos para cada variable.

en el ranking, las canciones varían desde 1 hasta 90 semanas, con una mediana de 10 semanas y una media de 11.59 semanas. La popularidad máxima en plataformas de streaming muestra un rango de 0 a 96, con una media de 40.19, destacando la variabilidad en la atención de las canciones. Finalmente, la edad de las canciones muestra una distribución que va desde poco más de un trimestre de año hasta más de 64 años, con una mediana de aproximadamente 39 años, reflejando la inclusión de una diversa gama de épocas musicales en el estudio.

Este análisis descriptivo provee una comprensión de las características generales de las canciones analizadas.

### **Análisis Visual para el año 2022**

1. *Análisis de Correlación entre Variables:* Se inició el análisis cuantitativo examinando las correlaciones entre las variables clave del estudio. La Figura 3.1 presenta una visualización de estas interacciones.

La variable “*NumMovie*” muestra una correlación positiva, pero baja con “*Age*”, “*Weeks*” y “*Popularity*”, sugiriendo una asociación entre la cantidad de películas y una mayor longevidad en términos de presencia en el ranking Billboard y popularidad en Spotify.

Por otro lado, la correlación negativa entre “*NumMovie*” y “*MaxRank*” refleja la naturaleza inversa del ranking, donde una menor posición numérica denota un mayor éxito.

Estos resultados preliminares sugieren que la variable asociada al Mecanismo de Recuerdo (“*NumMovie*”) están captando una dimensión de influencia en la popularidad que no está completamente explicada por las métricas de popularidad inicial.

En las Figuras Complementarias (Figuras B1, B2, se muestran los correlogramas para los años 2016 y 2017, que presentan las mismas relaciones y magnitudes.

2. *Gráficos de Popularidad en Ranking Billboard*: Se generaron visualizaciones para explorar la popularidad de las canciones dentro del ranking Billboard, considerando múltiples factores. La Figura 3.2 muestra cómo variables como la antigüedad de la canción (*Age*), su máxima posición en el ranking de Billboard (*MaxRank*) y su permanencia en el ranking (*Weeks*) interactúan con la popularidad de la canción (*Popularity*), diferenciando entre las que han sido destacadas en bandas sonoras de películas y las que no.

Los hallazgos preliminares indican una tendencia decreciente de la popularidad a medida que aumenta la edad de las canciones (Panel A), una mayor popularidad cuando se alcanza una posición más alta en el ranking, es decir cercano a 1 (Panel C), y una mayor popularidad cuando permanece más tiempo en el ranking (Panel E). Además, se observa que aquellas canciones que aparecen en películas (línea azul), tienden a tener una popularidad actual mayor que aquellas que no aparecen (línea roja).

Los histogramas (Paneles B, D y F) muestran la diferencia en la cantidad de canciones que están presentes en películas vs las que no, sin embargo ambas distribuciones son similares en cada caso.

En las Figuras Complementarias, se muestran los gráficos para los años 2016 y 2017 que responden al mismo análisis anterior. Figuras B3, B4.

3. *Influencia de la Aparición en Películas*: Se analizó visualmente, a través de boxplot, la popularidad de las canciones en función de si habían aparecido o no en películas, mostrando diferencias entre ellas. Para comprobar esta diferencia, se realizó un test t

Matriz de Correlación de variables relevantes 2022

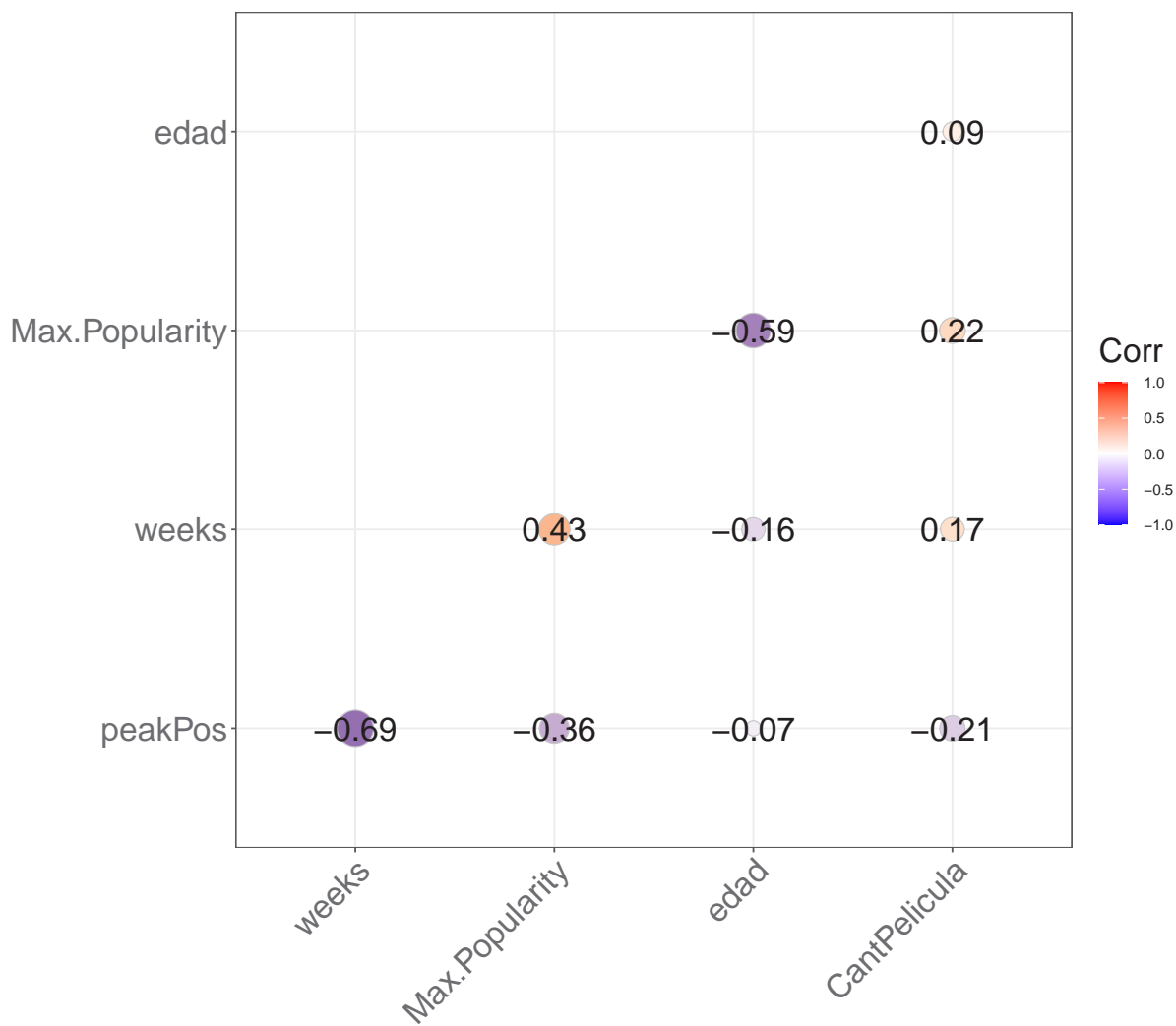


Figure 3.1. Matriz de correlación de variables relevantes en 2022. Esta matriz muestra la relación entre diferentes variables: número de películas (*NumMovie*), edad (*Age*), popularidad máxima en Spotify (*Popularity*), cantidad de semanas (*Weeks*) y posición máxima alcanzada en el ranking (*MaxRank*). Los valores de correlación están representados por colores, donde el rojo indica una correlación positiva y el azul una correlación negativa. La intensidad del color refleja la magnitud de la correlación.

de Welch, el cual indica una diferencia estadísticamente significativa en la popularidad máxima (*Popularity*) entre los grupos comparados. El valor de  $t$  es -36.679 con 4839

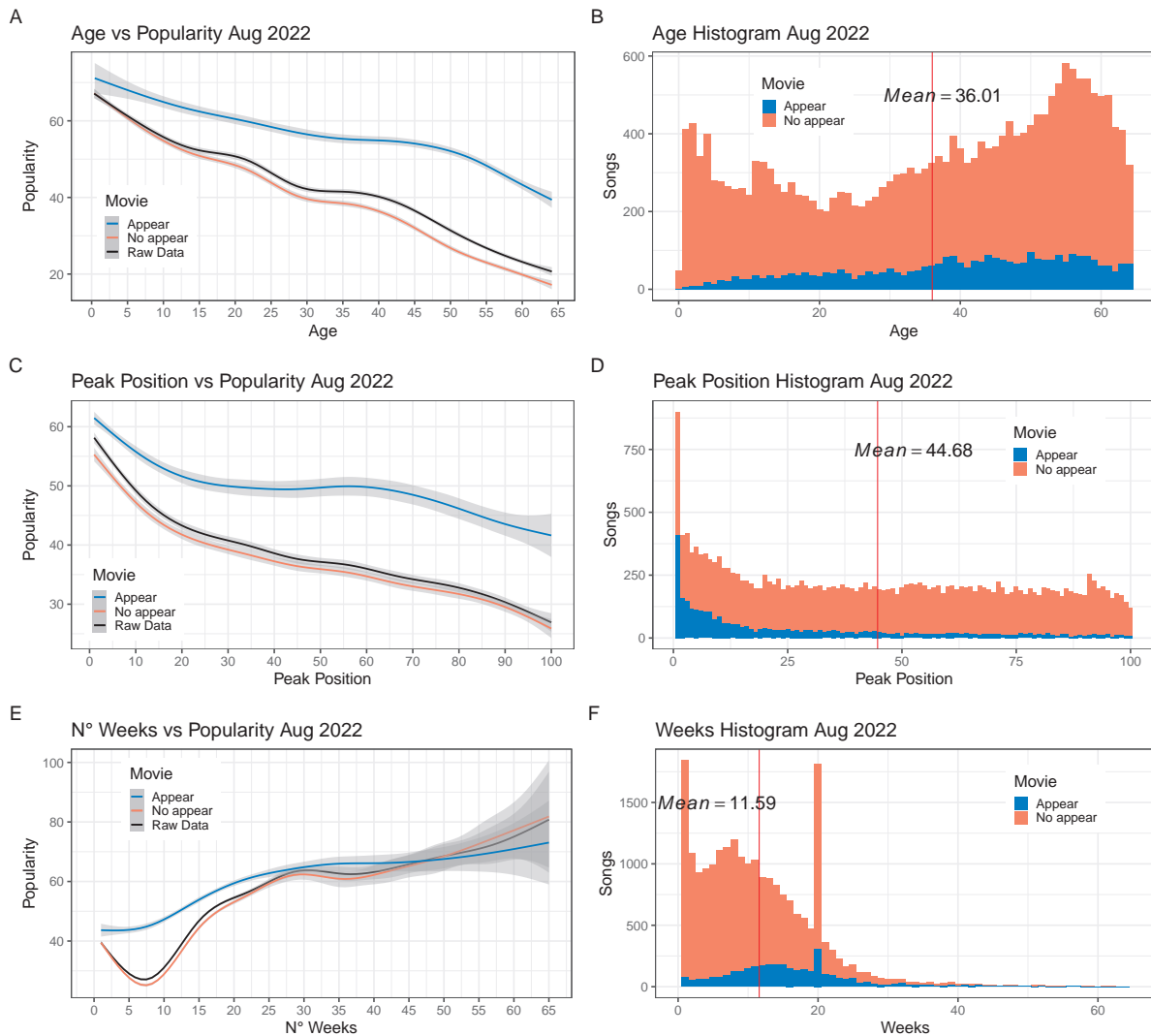


Figure 3.2. **Análisis de la popularidad de canciones** en relación con su edad (Panel A), posición máxima (Panel C) y número de semanas en el ranking (Panel E) en agosto de 2022. Las líneas muestran la tendencia general para canciones que aparecen en películas (en azul), canciones que no aparecen en películas (en rojo), y los datos en bruto (en negro). Además se presentan los histogramas de la distribución de edad de las canciones (Panel B). La posición máxima alcanzada por las canciones en el ranking (Panel D). Y el histograma de la distribución del número de semanas que las canciones han estado en el ranking. Los colores en los histogramas representan canciones que aparecen en películas (en azul) y canciones que no aparecen en películas (en rojo). Las líneas de tendencia y los histogramas muestran cómo las diferentes variables afectan la popularidad de las canciones.

grados de libertad, con  $p < 0.001$ , lo que sugiere que la diferencia en las medias de popularidad máxima entre ambos grupos es significativa y distinta de cero.

El intervalo de confianza del 95% para la diferencia de medias está entre -12.98 y -11.66, lo cual indica que la media del grupo “aparece” es significativamente mayor que la del grupo “no aparece”. Las estimaciones de las medias son 31.45 para el grupo “no aparece” y 43.77 para el grupo “aparece”. Esto implica que, en promedio, las canciones que aparecen en películas tienen una popularidad máxima significativamente mayor en comparación con las que no aparecen en películas. El mismo análisis para los años 2016 y 2017 están en las Figuras Complementarias, figuras B5 y B6.

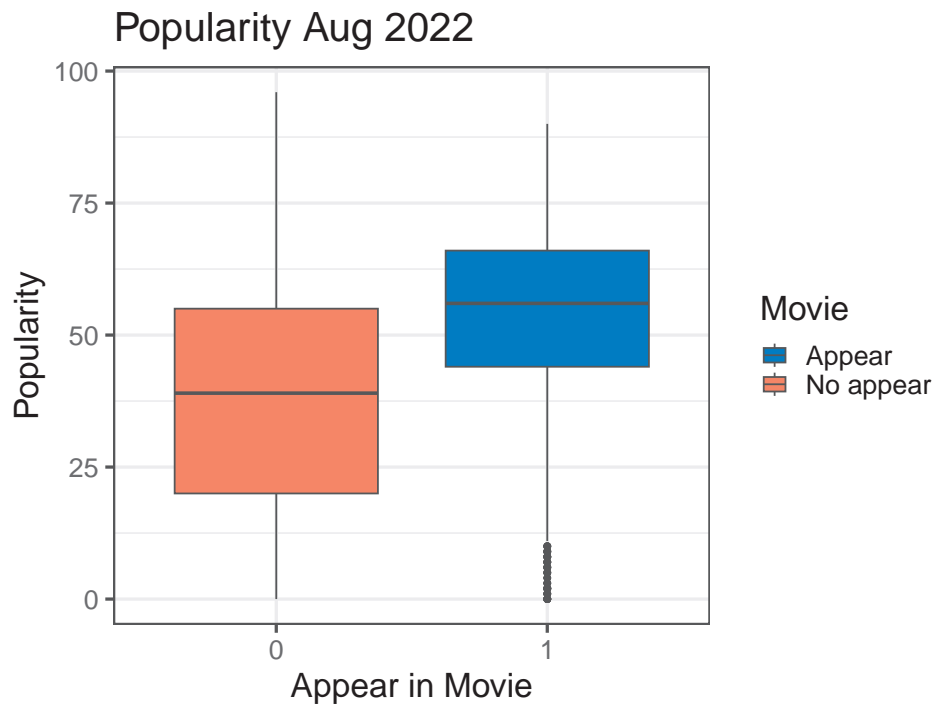


Figure 3.3. Boxplot: en esta figura se observa la diferencia que existe en la distribución de las canciones que aparecen en películas en relación a aquellas que no lo hacen.

### Análisis de Red:

El panel A muestra una red que de coocurrencia de canciones en películas (Fig. 3.4 A). El color de los nodos representa la popularidad actual, los tonos más intensos indican una mayor popularidad y el tamaño de los nodos refleja la cantidad de películas en las que la canción ha sido presentada. Las conexiones entre los nodos representan coocurrencias de canciones en diversas películas, se observan algunas canciones centrales como “Respect” o “Let’s Get it On”,



la popularidad aumenta cuando aumenta la cantidad de películas en las que aparece, aunque la cantidad de observaciones disminuye considerablemente.

Cada uno de estos pasos ha proporcionado información para comprender los datos y las relaciones existentes entre la popularidad actual de las canciones y su relación con las diferentes variables involucradas en el modelo.

### 3.5. Aproximación Causal

En la búsqueda de establecer relaciones causales más allá de las correlaciones observadas, se utilizó una aproximación causal utilizando la metodología de Propensity Score Matching (PSM) con datos recolectados en agosto de 2022. El objetivo es entender si la aparición de canciones en películas podría ejercer un efecto causal sobre su popularidad a largo plazo, es decir si existen *spillover* de atención entre las películas y la música.

Para este fin, implementamos una estrategia de identificación basada en la comparación entre canciones tratadas (aquellas que han aparecido en al menos una película) y no tratadas (las que no han tenido tal exposición). El método de PSM empareja canciones tratadas y no tratadas con similitudes en características preestablecidas, calculando para ello el propensity score (Eq 3.5).

$$P(\text{Appear}_i = 1) = f(\text{covariables}_i) + \mu_i \quad (3.5)$$

Se evaluaron diferentes especificaciones del propensity score para encontrar la configuración que mejor equilibrara los grupos y se ajustara a los datos.

La estrategia inicial fue el método de vecino más cercano, que implica minimizar la distancia euclidiana entre las parejas de canciones de cada clase, con emparejamiento uno a uno sin repetición. Diversas combinaciones de covariables fueron probadas, desde la edad de la canción hasta especificaciones más complejas que incluían la posición máxima en el ranking y el artista. La especificación más adecuada combinó edad (ventana de 5 años), número de semanas en el ranking y el artista exacto.

En la Figura 3.5, muestra el balance de covariables antes y después del matching, verificando el equilibrio entre grupo tratado (azul) y no tratado (rojo). Para ver todas las opciones de emparejamiento, puede revisar las Figuras Complementarias (Fig. B7), donde se prueban distintas configuraciones de variables con el método de vecino más cercano.

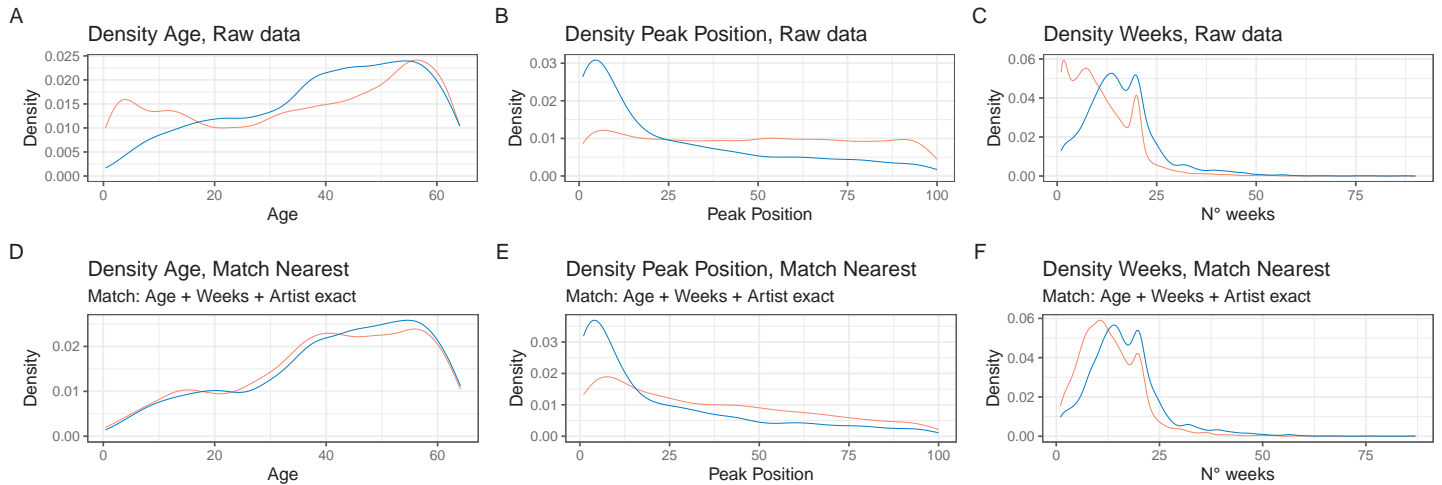


Figure 3.5. Diagnóstico de Balance de Covariables. Los paneles A, B y C muestran la densidad de la edad, la posición máxima y el número de semanas en el ranking, respectivamente, para las canciones que aparecen en películas (línea azul) y las que no aparecen en películas (línea roja) para todos los datos. Los paneles D, E y F presentan los mismos análisis pero utilizando datos emparejados por edad, número de semanas y artista exacto, mostrando cómo las distribuciones cambian bajo estas condiciones.

Además, se probaron varios métodos de matching avanzados, incluyendo genetic matching sin reemplazo y optimal full matching. Finalmente, se seleccionó el optimal pair matching, que permitió establecer grupos de tratamiento y control bien balanceados, cada uno con 2,749 canciones, equivalente al 82.5% de las canciones en películas en la base de datos completa, en total se construye una nueva base de datos con 5,498 canciones. Con estos grupos conformados, se evaluó el efecto del tratamiento sobre la popularidad de las canciones aplicando el modelo estadístico previamente propuesto. La figura (Fig. 3.6) muestra los resultados de este emparejamiento y en las Figuras Complementarias (Fig. B8) se pueden encontrar todos los métodos probados con su respectivos gráficos de densidad.

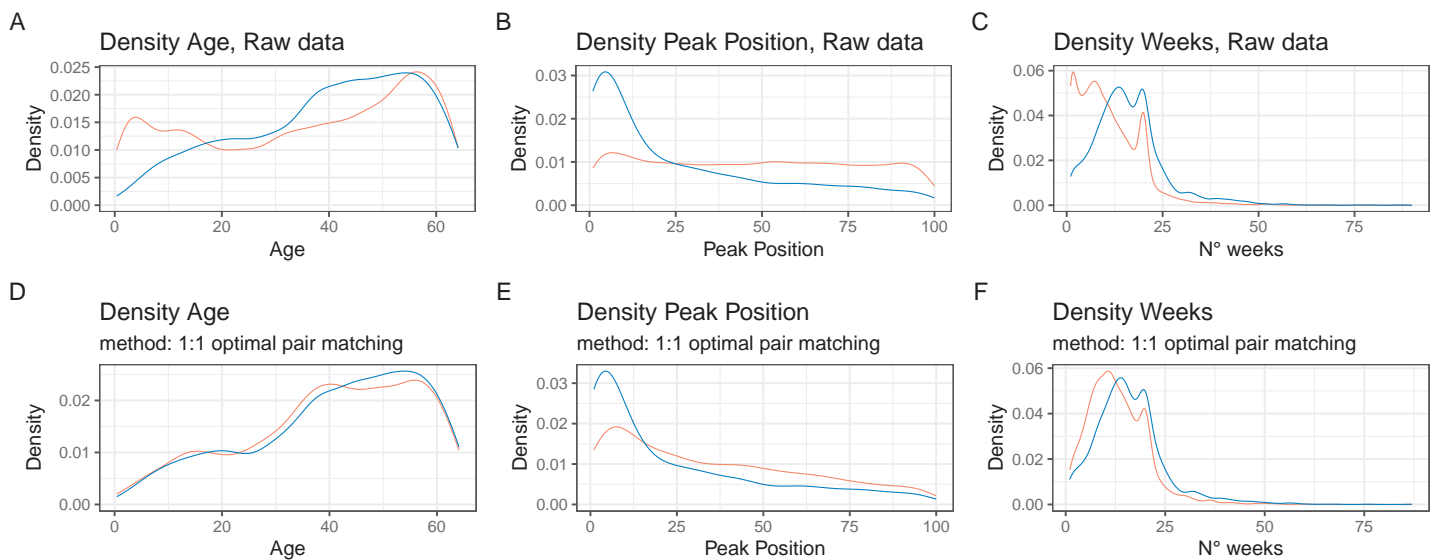


Figure 3.6. Elección de método de Matching: Comparación de la densidad de popularidad de canciones en películas en diferentes dimensiones, utilizando datos brutos y el método de emparejamiento óptimo. Los paneles A, B y C muestran la densidad de la edad, la posición máxima y el número de semanas en el ranking, respectivamente, para las canciones que aparecen en películas (línea azul) y las que no aparecen en películas (línea roja) con datos brutos. Los paneles D, E y F presentan los mismos análisis pero utilizando el método de emparejamiento 1:1 óptimo por pares.

Otra forma de evaluar el desempeño del PSM es el análisis comparativo del comportamiento de la popularidad entre canciones tratadas (aquellas que han aparecido en al menos una película) y no tratadas (aquellas que no han aparecido en ninguna película), después de su aparición en películas. Este análisis se diseñó para explorar cómo la exposición cinematográfica afecta la trayectoria de popularidad de las canciones después del tratamiento.

Para cada canción tratada, identificamos el momento de su primera aparición en una película y analizamos la evolución de su popularidad desde ese punto, comparándola con un período equivalente para canciones no tratadas que compartían características similares antes de este evento.

Los resultados (Fig. 3.7) indicaron una diferencia significativa en la popularidad post-aparición entre los grupos tratados y no tratados. Específicamente, las canciones tratadas experimentaron un aumento en su popularidad, que se mantuvo por encima de los niveles pre-aparición, en comparación con las canciones no tratadas.

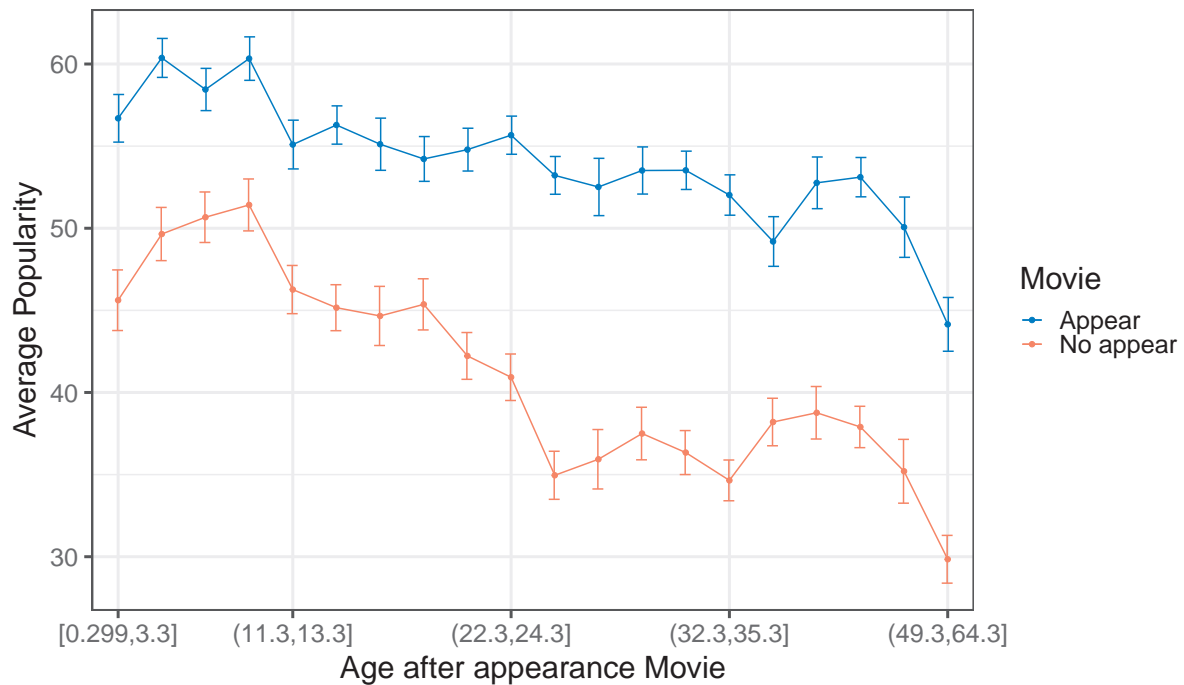


Figure 3.7. Calidad de Emparejamiento: La gráfica muestra cómo varía la popularidad promedio de las canciones (eje y) en función de la edad de las canciones después de su aparición en películas (eje x). Las líneas y puntos representan las canciones que aparecen en películas (en azul) y las que no aparecen en películas (en rojo). Las barras de error indican el error estándar de la media para cada intervalo de edad.

### 3.6. Validación del Modelo

Finalmente, la validación del modelo estadístico es fundamental para asegurar la fiabilidad y la generalidad de los resultados obtenidos. Esta sección detalla las estrategias implementadas para verificar la robustez del modelo.

Las estrategias de validación implementadas fueron las siguientes:

1. *Comparación de Modelos:* Se realizó una comparación entre varios modelos estadísticos, incluyendo modelos lineales y modelos de efectos fijos, para determinar cuál proporciona el mejor ajuste, considerando tanto la base de datos completa, como de datos emparejados.

2. *Pruebas de Robustez:* Se implementaron pruebas de robustez variando las especificaciones del modelo, incluyendo y excluyendo variables predictoras y la transformación de variables para evaluar la sensibilidad de los resultados a cambios en la configuración del modelo.
3. *Otros Análisis:* Se generaron análisis adicionales respecto al sexo y nacionalidad de los artistas y los géneros musicales de cada uno de ellos, para entender y proporcionar insights para futuras investigaciones (Anexo).

En resumen, la metodología adoptada en este estudio incluye la recopilación de datos desde múltiples fuentes confiables, el preprocesamiento para asegurar datos limpios y organizados, la aplicación de modelos estadísticos para explorar las relaciones entre las variables de interés, el análisis de datos preliminares que proporcionan insights sobre la dinámica entre la popularidad de las canciones y su aparición en películas, la implementación de técnicas de matching para una aproximación causal que enriquece la comprensión del impacto de las películas en la popularidad de las canciones, y la validación de los modelos estadísticos para confirmar la robustez y fiabilidad de los hallazgos. Este enfoque metódico ha establecido una base para entender los resultados abordados en el próximo capítulo considerando la forma de construcción, limpieza y análisis previo de los datos.

## 4. RESULTADOS

Este capítulo presenta los hallazgos obtenidos a través del análisis de datos realizado en este estudio. Después de haber establecido el marco metodológico y dentro de él, la estadística descriptiva, revelamos los resultados que emergieron de la aplicación de cada etapa de este, incluyendo el preprocesamiento, resultados de modelos estadísticos, aproximaciones causales y validaciones de modelos. Estos resultados buscan responder a las preguntas de investigación planteadas y contribuir al conocimiento existente sobre los mecanismos de recuerdo en la música, proporcionando nuevas perspectivas y entendimientos.

### 4.1. Recopilación y Preprocesamiento de Datos

La recopilación de datos se realizó siguiendo el enfoque metodológico establecido. Se obtuvieron datos de 29,962 canciones a través del Ranking Hot100 de Billboard, que abarca desde agosto de 1958 hasta agosto de 2022. Paralelamente, la API de Spotify proporcionó métricas de popularidad actual para 22,117 de estas canciones.

En cuanto a los datos de películas, se recopilaron detalles de 57,702 títulos de películas a través de Soundtrack Collector y la Internet Movie Database (IMDb), de los cuales 3,333 canciones se identificaron en la base de datos combinada de Spotify-Billboard, lo que representa el 15% de la muestra total de canciones. Para estas películas se recopilaron los datos de BoxOffice, encontrando 6748 datos de recaudación en taquilla (*Worldwide*) y 3132 datos de inversión en ellas (*Budget*).

### 4.2. Resultados del Modelo Estadístico

En esta sección, presentamos los resultados obtenidos a través de la aplicación de modelos estadísticos diseñados para evaluar el impacto de la aparición de canciones en películas sobre su popularidad. Con el fin de proporcionar este análisis, se implementaron diferentes configuraciones de modelos: primero, un modelo de regresión lineal para establecer una línea base; seguidamente, modelos que incorporan efectos fijos y sin ellos, permitiéndonos aislar y entender mejor el efecto de la presencia cinematográfica en la popularidad de las canciones.

En el primer análisis (Tabla 4.1) se muestran los resultados del modelo propuesto en la ecuación 3.4 sin efectos fijos por artista.

La tabla muestra los resultados de ocho modelos de regresión lineal que exploran factores que influyen en la popularidad de las canciones. Los modelos progresivamente incorporan diferentes variables: edad, edad al cuadrado, posición más alta en el ranking (*MaxRank*), semanas en el ranking (*Weeks*), aparición en películas (*Appear1*), interacción entre edad y aparición en películas, y cantidad de películas (*NumMovie*) con su interacción con la edad.

En todos los modelos (1-8), iniciamos con la edad y edad al cuadrado como variables independientes, mostrando un efecto negativo constante en la popularidad a través de ellos, con coeficientes que varían de -0.620 ( $p < 0.001$ ) en el modelo 1 a -1.015 ( $p < 0.001$ ) en el modelo 5 que corresponde al modelo presentado en la sección 3, ecuación 3.4, subrayando que las canciones más antiguas tienden a ser menos populares o recibir menos atención. La inclusión de la máxima posición en el ranking (*MaxRank*) y la cantidad de semanas en él (*Weeks*), mejora significativamente el ajuste del modelo.

Al incluir la aparición en películas (“*Appear1*”) se ve un notable aumento en la popularidad en el Modelo 4 (+13.851,  $p < 0.001$ ), mientras que su interacción con la edad en el Modelo 5 (+0.752,  $p < 0.001$ ) sugiere que este efecto también es positivo a medida que las canciones envejecen. Además, la cantidad de películas en la que una canción aparece (*NumMovie*) también contribuye positivamente a la popularidad, especialmente cuando se considera junto con la edad en el Modelo 7 (+0.158,  $p < 0.001$ ), indicando que no solo la aparición, sino también la frecuencia de apariciones en películas, tiene un impacto positivo en la popularidad.

Finalmente, el modelo 8 nos muestra también el impacto de haber aparecido en una película sin incorporar otras variables relevantes del modelo.

Table 4.1. Modelos de Regresión Lineal

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
(Intercept)	63.708*** (0.359)	79.691*** (0.363)	73.290*** (0.507)	72.332*** (0.481)	72.330*** (0.480)	72.661*** (0.487)	72.712*** (0.487)	64.384*** (0.340)
Age	-0.620*** (0.025)	-0.841*** (0.022)	-0.897*** (0.022)	-0.980*** (0.021)	-1.015*** (0.022)	-0.941*** (0.021)	-0.955*** (0.022)	-0.807*** (0.025)
I(Age <sup>2</sup> )	-0.001+ (0.000)	0.002*** (0.000)	0.003*** (0.000)	0.004*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.004*** (0.000)	0.004*** (0.000)	0.001** (0.000)
MaxRank		-0.288*** (0.003)	-0.229*** (0.005)	-0.204*** (0.004)	-0.192*** (0.004)	-0.208*** (0.005)	-0.205*** (0.005)	
Weeks			0.312*** (0.017)	0.243*** (0.017)	0.288*** (0.017)	0.270*** (0.017)	0.286*** (0.017)	
Appear1				13.851*** (0.276)	-4.133*** (1.183)			1.612 (1.322)
Age × Appear1					0.752*** (0.072)			0.655*** (0.081)
I(Age <sup>2</sup> ) × Appear1					-0.006*** (0.001)			-0.005*** (0.001)
NumMovie						3.387*** (0.077)	-0.251 (0.516)	
Age × NumMovie							0.158*** (0.026)	
I(Age <sup>2</sup> )×NumMovie							-0.002*** (0.000)	
Num.Obs.	22 126	22 126	22 126	22 126	22 126	22 126	22 126	22 126
R2	0.354	0.516	0.523	0.571	0.579	0.561	0.562	0.462
R2 Adj.	0.354	0.516	0.523	0.571	0.579	0.561	0.562	0.462
AIC	188 984.8	182 615.0	182 298.9	179 913.5	179 533.5	180 441.5	180 390.3	184 940.3
BIC	189 016.8	182 655.1	182 347.0	179 969.5	179 605.5	180 497.5	180 462.3	184 996.3
Log.Lik.	-94 488.385	-91 302.515	-91 143.463	-89 949.745	-89 757.742	-90 213.748	-90 186.143	-92 463.154
F	6064.322	7852.729	6054.644	5899.420	4342.572	5655.982	4057.609	3801.380
RMSE	17.31	14.99	14.88	14.10	13.98	14.27	14.25	15.80

+ p < 0.1, \* p < 0.05, \*\* p < 0.01, \*\*\* p < 0.001

La variable dependiente en todos los modelos es la popularidad actual de las canciones (*Popularity*). El Modelo 1 solo muestra la influencia de la edad. En los Modelos 2 y 3 se incluyen variables de popularidad inicial: posición máxima alcanzada en el ranking (*MaxRank*) y cantidad de semanas en el ranking (*Weeks*). Los Modelos 4 y 6 agregan variables de mecanismo de recuerdo en su forma binaria (*Appear1*) y continua (*NumMovie*), respectivamente. Los Modelos 5 y 7 muestran la interacción con la edad y la edad cuadrática de los mecanismos de recuerdo, binario y continuo, respectivamente. Finalmente, el Modelo 8 muestra solo la interacción entre la edad y el mecanismo de recuerdo binario.

Los coeficientes significativos a través de los modelos indican relaciones robustas entre las variables y la popularidad de las canciones. La mejora en  $R^2$  y la reducción en AIC y BIC desde el Modelo 1 al Modelo 5 sugieren que la incorporación de variables relacionadas con la aparición en películas y sus interacciones ofrece una comprensión más rica del fenómeno estudiado. La consistencia en los signos y significancias de los coeficientes a través de los modelos, refuerza la interpretación de que tanto la presencia como la frecuencia de aparición en películas son factores importantes para la popularidad de las canciones.

Si consideramos el modelo 4 de la tabla, se aprecia que la popularidad base de la canción es de 72.33 y el haber aparecido en una película, le aporta 13.85 puntos, es decir, el aumento en la popularidad de las canciones dado que han aparecido en películas es de un 19%. Por otro lado, si consideramos el modelo 5, propuesto en la ecuación 3.4 de la metodología, el efecto marginal de haber aparecido en una película es de 15.16 para una película de edad promedio (36.01), si la popularidad base es de 72.33, entonces esto significaría un aumento de 20.96%.

Para explorar aún más las dinámicas detrás de la popularidad de las canciones y su relación con las apariciones en películas, se realizó un análisis incorporando efectos fijos por artistas. Este enfoque permite controlar por características no observadas específicas de cada artista que podrían influir en la popularidad de sus canciones, como su base de fans o su estilo musical. Al ajustar por estos efectos fijos, el análisis busca proporcionar una estimación más precisa del impacto de la aparición en películas, minimizando la confusión por variables omitidas y ofreciendo insights más robustos sobre cómo las características de las canciones y su presencia cinematográfica afectan su recepción en el público. Los resultados son mostrados en la Tabla 4.2.

Table 4.2. Modelos de regresión lineal con efecto fijo

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Age	-0.121 (0.087)	-0.513*** (0.086)	-0.730*** (0.082)	-0.720*** (0.082)	-0.706*** (0.078)	-0.675*** (0.080)	-0.699*** (0.081)	-0.169* (0.081)
I(Age <sup>2</sup> )	0.005*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.010*** (0.001)	0.009*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.003* (0.001)
MaxRank		-0.289*** (0.005)	-0.205*** (0.006)	-0.187*** (0.006)	-0.178*** (0.006)	-0.190*** (0.006)	-0.188*** (0.006)	
Weeks			0.431*** (0.028)	0.369*** (0.027)	0.402*** (0.025)	0.381*** (0.027)	0.396*** (0.025)	
Appear1				9.801*** (0.313)	-5.809*** (1.184)			0.654 (1.153)
Age × Appear1					0.598*** (0.076)			0.486*** (0.079)
I(Age <sup>2</sup> ) × Appear1					-0.005*** (0.001)			-0.002* (0.001)
NumMovie						2.494*** (0.162)	-0.817 (0.582)	
Age × NumMovie							0.141*** (0.035)	
I(Age <sup>2</sup> ) × NumMovie							-0.001** (0.000)	
Num.Obs.	22 126	22 126	22 126	22 126	22 126	22 126	22 126	22 126
R2	0.695	0.796	0.803	0.819	0.823	0.818	0.819	0.744
R2 Adj.	0.585	0.723	0.732	0.754	0.759	0.753	0.753	0.651
R2 Within	0.006	0.336	0.359	0.412	0.424	0.408	0.409	0.165
R2 Within Adj.	0.006	0.335	0.359	0.411	0.424	0.408	0.409	0.165
AIC	184 090.1	175 188.8	174 402.0	172 506.7	172 044.4	172 645.6	172 589.2	180 249.9
BIC	230 948.5	222 055.2	221 276.4	219 389.1	218 942.8	219 528.0	219 487.6	227 132.3
RMSE	11.90	9.73	9.56	9.16	9.06	9.19	9.17	10.91
Std.Errors	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist
FE: Artist	X	X	X	X	X	X	X	X

+ p < 0.1, \* p < 0.05, \*\* p < 0.01, \*\*\* p < 0.001

Estos modelos tienen las mismas especificaciones que los presentados en la Tabla 4.1, pero cada uno de ellos incluye un efecto fijo por artista para controlar la variabilidad individual de los artistas. La variable dependiente es la popularidad actual de las canciones (*Popularity*). El Modelo 1 solo muestra la influencia de la edad. En los Modelos 2 y 3 se incluyen variables de popularidad inicial: posición máxima alcanzada en el ranking (*MaxRank*) y cantidad de semanas en el ranking (*Weeks*). Los Modelos 4 y 6 agregan variables de mecanismo de recuerdo en su forma binaria (*Appear1*) y continua (*NumMovie*), respectivamente. Los Modelos 5 y 7 muestran la interacción con la edad y la edad cuadrática de los mecanismos de recuerdo, binario y continuo, respectivamente. Finalmente, el Modelo 8 muestra solo la interacción entre la edad y el mecanismo de recuerdo binario.

La variable *Age*, al igual que en el modelo anterior muestra un efecto negativo en todos los modelos, sugiriendo que canciones más antiguas podrían perder popularidad con el tiempo, estos valores varían entre -0.121 en el modelo 1, no significativo, a -0.730 ( $p < 0.001$ ) significativo en el modelo 3. Mientras que la edad al cuadrado posee efectos positivos en todos los modelos, reflejando la forma cuadrática de esta variable. El poder explicativo de la edad en modelos con efecto fijo disminuye un poco en comparación con modelos sin este control por artista, podría deberse a que los efectos fijos capturan variaciones intrínsecas entre artistas que la variable de edad no puede explicar por sí sola. Esto sugiere que características específicas del artista, como su estilo, género, y base de fans, tienen un papel importante en la popularidad de sus canciones, más allá del efecto general del tiempo o la antigüedad de la canción. Al controlar por artista, se aíslan mejor los efectos de otras variables, reduciendo la influencia atribuida directamente a la edad.

La máxima posición en el ranking (*MaxRank*), presenta consistentemente un efecto negativo en la popularidad (Modelos 2 a 7), que va desde -0.178 ( $p < 0.001$ ) en el modelo 5 a -0.289 ( $p < 0.001$ ) en el modelo 2, lo que indica que las canciones que alcanzaron posiciones más bajas en los ranking (mayores números) son generalmente menos populares. Además, se observa que a medida que se incluyen otras variables al análisis, esta disminuye su valor. Se observa además, el mismo comportamiento en los modelos sin efectos fijos.

La cantidad de semanas en el ranking (*Weeks*), muestra un efecto positivo en todos los modelos donde se incluye (Modelos 3 a 7), con valores que van desde +0.369 ( $p < 0.001$ ) en el modelo 4 hasta +0.431 ( $p < 0.01$ ) en el modelo 3, sugiriendo que una mayor permanencia en las listas de éxitos está asociada con una mayor popularidad. En comparación con los modelos sin efectos fijos, esta variable aumenta levemente, ya que es probable que el número de semanas que una canción permanece en las listas de éxitos refleje más directamente su popularidad sostenida, independientemente de la influencia específica del artista.

La aparición en Películas (*Appear1*) en los Modelos 4, 5 y 8 destaca un impacto significativo en la popularidad, aunque este efecto varía dependiendo de la interacción con otras variables como la edad. Mientras que para el modelo que no considera la interacción (modelo 4) este valor es positivo (+9.801,  $p < 0.001$ ), indicando un beneficio general de aparecer en películas,

para los modelos que consideran la interacción con la edad, los resultados difieren. El valor es negativo para el modelo 5 (-5.809,  $p < 0.001$ ) que considera las variables de *MaxRank* y *Weeks*, y es positivo para el modelo 8 (+0.654), pero no significativo, que considera solo la variable edad (*Age*).

Al comparar con los resultados de los modelos sin efectos fijos, observamos que este efecto por artista incorpora una complejidad mayor al análisis, ya que en la versión anterior, todos los efectos eran positivos, lo que sugiere que independientemente de características específicas de los artistas hay un impacto globalmente positivo de la visibilidad cinematográfica en la atracción de audiencia y reconocimiento para las canciones.

Con respecto a la interacción entre la edad y la aparición en películas (Modelos 5 y 8) se resalta cómo el efecto de aparecer en películas sobre la popularidad de una canción aumenta con la edad de la canción (+0.598,  $p < 0.001$  y +0.486,  $p < 0.001$  respectivamente), similares a los resultados presentados en los modelos anteriores.

La cantidad de películas (*NumMovie*) indica un efecto positivo en la popularidad en el Modelo 6 (+2.494,  $p < 0.001$ ), sugiriendo que a mayor número de apariciones en películas, mayor es la popularidad. Similares resultados que en la tabla anterior. Finalmente con respecto a la interacción entre edad y cantidad de películas, presente en el Modelo 7 (+0.141,  $p < 0.001$ ), vuelve a mostrar un efecto positivo.

Comparando estos resultados con los modelos sin efectos fijos, se observa que la inclusión de efectos fijos por artista ajusta las estimaciones de los coeficientes, ofreciendo una visión más detallada y controlada del impacto de cada variable en la popularidad de las canciones. Este análisis muestra la importancia de considerar las características individuales de los artistas para entender mejor la dinámica de la popularidad musical.

La siguiente sección se adentra en el análisis utilizando datos emparejados, un paso crucial hacia la inferencia causal entre la aparición de canciones en películas y su impacto en la popularidad. Mediante matching, buscamos equilibrar las características observadas entre las canciones que han aparecido en películas y aquellas que no, minimizando las diferencias preexistentes y permitiendo una comparación más justa.

### **4.3. Resultados de la Aproximación Causal**

En esta sección, presentamos los resultados de la aproximación causal realizada con la metodología de matching, que permitió crear parejas de observaciones entre canciones que han sido incluidas en películas (tratadas) y aquellas que no (control), basándonos en características observables para minimizar el sesgo de selección y aproximarnos a una estimación causal del efecto de los spillover de atención entre canciones y películas.

La base de datos para este estudio incluyó un total de 5,498 canciones diferentes, de las cuales 2,749 canciones fueron tratadas (aparecen en al menos una película) y 2,749 no lo fueron (no aparecen en películas). A continuación se presentan nuevamente dos tablas de resultados, en la primera (Tabla 4.3) se observan los resultados con datos emparejados de los modelos sin efecto fijo por artista, mientras que en la segunda (Tabla 4.4), se presentan los resultados de los datos emparejados con efecto fijo por artista.

Table 4.3. Modelos de Regresión Lineal con datos emparejados

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
(Intercept)	68.380*** (1.071)	79.838*** (1.003)	72.624*** (1.434)	68.630*** (1.359)	74.798*** (1.545)	71.973*** (1.352)	74.600*** (1.425)	69.977*** (1.347)
Age	-0.472*** (0.063)	-0.640*** (0.057)	-0.584*** (0.057)	-0.580*** (0.054)	-0.835*** (0.073)	-0.623*** (0.054)	-0.755*** (0.061)	-0.748*** (0.080)
I(Age^2)	-0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.002* (0.001)	0.001 (0.001)	0.002** (0.001)	0.001 (0.001)
MaxRank		-0.274*** (0.007)	-0.225*** (0.010)	-0.205*** (0.010)	-0.195*** (0.009)	-0.200*** (0.010)	-0.197*** (0.010)	
Weeks			0.249*** (0.035)	0.166*** (0.034)	0.190*** (0.033)	0.176*** (0.034)	0.197*** (0.034)	
Appear1				10.196*** (0.386)	-4.690** (1.778)			-3.460+ (1.952)
Age × Appear1					0.566*** (0.105)			0.595*** (0.115)
I(Age^2)×Appear1					-0.004** (0.001)			-0.004** (0.002)
NumMovie						2.395*** (0.091)	-1.818* (0.705)	
Age × NumMovie							0.179*** (0.034)	
I(Age^2)×NumMovie							-0.002*** (0.000)	
Num.Obs.	5498	5498	5498	5498	5498	5498	5498	5498
R2	0.210	0.372	0.377	0.448	0.461	0.447	0.451	0.346
R2 Adj.	0.210	0.372	0.377	0.447	0.460	0.446	0.450	0.346
AIC	46 555.9	45 299.9	45 252.9	44 596.7	44 468.4	44 605.6	44 570.8	45 522.3
BIC	46 582.3	45 332.9	45 292.6	44 643.0	44 527.9	44 651.9	44 630.3	45 568.6
Log.Lik.	-23 273.933	-22 644.938	-22 620.447	-22 291.366	-22 225.177	-22 295.814	-22 276.409	-22 754.137
F	732.278	1084.425	832.737	890.454	670.415	887.239	643.555	582.311
RMSE	16.68	14.88	14.81	13.95	13.78	13.96	13.91	15.18

+ p < 0.1, \* p < 0.05, \*\* p < 0.01, \*\*\* p < 0.001

Esta tabla presenta los mismos modelos que la Tabla 4.1, pero ahora considerando solo los datos emparejados por Propensity Score Matching (PSM). La variable dependiente es la popularidad actual de las canciones (*Popularity*). El Modelo 1 solo muestra la influencia de la edad. En los Modelos 2 y 3 se incluyen variables de popularidad inicial: posición máxima alcanzada en el ranking (*MaxRank*) y cantidad de semanas en el ranking (*Weeks*). Los Modelos 4 y 6 agregan variables de mecanismo de recuerdo en su forma binaria (*Appear1*) y continua (*NumMovie*), respectivamente. Los Modelos 5 y 7 muestran la interacción con la edad y la edad cuadrática de los mecanismos de recuerdo, binario y continuo, respectivamente. Finalmente, el Modelo 8 muestra solo la interacción entre la edad y el mecanismo de recuerdo binario.

En la tabla anterior (Tabla 4.3), se observa nuevamente como la edad de la canción tiene un efecto negativo significativo en todos los modelos, con coeficientes que varían de -0.472 ( $p < 0.001$ ) en el modelo 1, a -0.835 ( $p < 0.001$ ) en el modelo 5, lo que indica una disminución en la popularidad a medida que la canción envejece. Este efecto puede reflejar la tendencia de las personas a preferir canciones más nuevas o la pérdida de relevancia de las canciones con el tiempo. Por otro lado, el coeficiente de edad al cuadrado muestra una relación no lineal entre la edad de la canción y su popularidad, aunque este efecto es en su mayoría no significativo, excepto en los modelos 5 y 7, donde es positivo y significativo al nivel 0.05 y 0.01, respectivamente. Esto sugiere que, aunque la popularidad generalmente disminuye con la edad, hay un punto en el cual este efecto se atenúa o incluso se invierte ligeramente.

El posicionamiento máximo (*MaxRank*) tiene un efecto negativo significativo en la popularidad en los modelos 2 a 7, con coeficientes que van de -0.274 ( $p < 0.001$ ) en el modelo 2, a -0.197 ( $p < 0.001$ ) en el modelo 7. Esto indica que las canciones que alcanzan posiciones más altas en el ranking tienden a ser más populares. Por su lado, la cantidad de semanas que una canción permanece en las listas (*Weeks*), muestra un efecto positivo significativo en los modelos 3 a 7, lo que sugiere que una mayor permanencia en el ranking se asocia con una mayor popularidad. Esto puede interpretarse como un indicativo de que las canciones que mantienen su relevancia durante períodos más largos tienden a ser más populares en general.

El efecto de la variable *Appear1* y su interacción con la edad es significativo en los modelos 4, 5, y 8. Esto sugiere que la presencia de una canción en películas (indicadas por *Appear1*) puede tener un impacto significativo en su popularidad, y este impacto varía con la edad de la canción. La interacción positiva y significativa entre *Appear1* y la edad en los modelos 5 y 8 indica que el efecto de estas características específicas se intensifica a medida que la canción envejece.

La cantidad de películas en las que aparece una canción (*NumMovie*) tiene un efecto positivo significativo en el modelo 6, pero un efecto negativo en el modelo 7. La interacción positiva y significativa entre *NumMovie* y la *edad* en el modelo 7 sugiere que, aunque la presencia en películas puede tener un efecto variado en la popularidad, este efecto se vuelve más positivo a

medida que la canción envejece, posiblemente debido al reforzamiento de su estatus icónico o a la exposición a nuevas audiencias a través de películas.

Finalmente, si consideramos el modelo 4 de la tabla, se aprecia que la popularidad base de la canción es de 68.63 y el haber aparecido en una película, le aporta 10.196 puntos, es decir, el aumento en la popularidad de las canciones dado que han aparecido en películas es de un 14.8%. Por otro lado, si consideramos el modelo 5, propuesto en la ecuación 3.4 de la metodología, el efecto marginal de haber aparecido en una película es de 10.5 para una película de edad promedio (36.01), si la popularidad base es de 74.798, entonces esto significaría un aumento de 14.04%.

Como se observa, luego de realizar el proceso de emparejamiento, los resultados son consistentes con los encontrados anteriormente, tanto en magnitud como en significancia. El que una canción haya aparecido en alguna película, aumenta su popularidad actual, lo que sugiere su utilidad como spillover de atención.

En la siguiente figura 4.1 se muestran 2 gráficos de efectos marginales. En el gráfico A, se utilizaron las variables *Age* y *Appear* y representa cómo la popularidad varía con la edad para dos grupos distintos, canciones tratadas en azul y no tratadas en rojo. La tendencia en ambos casos es que a medida que la edad aumenta, la popularidad disminuye. Sin embargo, la pendiente parece ser más pronunciada para aquellas canciones que no recibieron el tratamiento de aparecer en película (línea roja), mientras que para aquellas canciones que si lo recibieron, la pendiente parece más atenuada, sugiriendo que la aparición puede tener un impacto positivo adicional en la popularidad a medida que esta envejece. Los intervalos de confianza alrededor de las líneas son al 95%.

Por otra parte, para el gráfico B se utilizaron las variables *Age* y cantidad de películas (*NumMovies*) y muestra cómo la popularidad cambia con la edad para tres grupos diferentes basados en la cantidad de películas en las que han aparecido. En este caso, las líneas representan a canciones que no han aparecido en ninguna película (rojo), que han aparecido en dos películas (azul) y que han aparecido en cuatro películas (verde). Al igual que en el Gráfico A, hay una tendencia decreciente en la popularidad con la edad para todos los grupos, sin embargo, parece

que a medida que aumenta el número de películas en las que una canción ha aparecido, el declive en la popularidad con la edad es menos pronunciado. Esto es evidente en la pendiente más suave de la línea verde comparada con la roja y la azul. Los intervalos de confianza, una vez más, están al 95%.

En resumen, ambos gráficos sugieren que la edad está inversamente relacionada con la popularidad en este modelo lineal, pero esa relación se modifica en presencia de otras variables como la aparición en películas y la cantidad de películas.

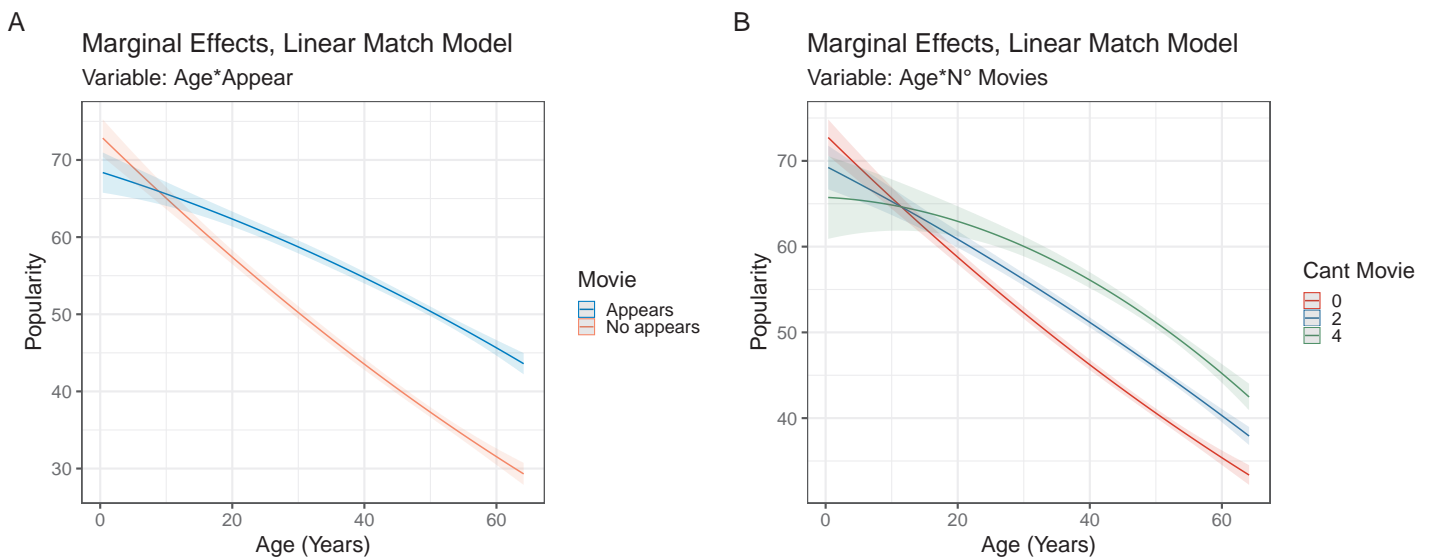


Figure 4.1. Efectos Marginales: A la izquierda, la gráfica A presenta la variable  $Age \times Appear1$ , donde se comparan los efectos marginales de la popularidad en función de la edad para canciones que aparecen (línea azul) y no aparecen (línea roja) en películas. Las líneas representan la tendencia decreciente de la popularidad a medida que la edad aumenta, con una distinción entre los dos grupos. A la derecha, la gráfica B exhibe la variable  $Age \times NumMovie$ , mostrando cómo la popularidad cambia con la edad para canciones que han estado en 0, 2 o 4 películas. Las tres líneas indican que a mayor cantidad de películas, la popularidad parece disminuir más lentamente con la edad. El IC es al 95%.

En las Figuras Complementarias podrá ver los efectos marginales del resto de las variables (Fig. B9), además de un comparativo entre 1 y 3 películas y 1 y 5 películas, los efectos son similares a los presentados, entre más películas haya aparecido una canción, más tenue es la disminución de la popularidad en relación a la edad (Fig. B10)

Finalmente, tras la implementación de regresiones lineales que incorporan datos emparejados, ahora evaluaremos los resultados de como se comportan controlando por artista, es decir se repetirá el proceso mostrado en la sección anterior. Recordemos que la aplicación de efectos fijos por artista permitirá controlar las heterogeneidades intrínsecas a cada artista. De manera específica, el análisis demuestra que, una vez ajustado por las peculiaridades de cada artista, ciertas variables mantienen una asociación estadísticamente significativa con la variable de interés. Esto sugiere que, más allá de las características individuales de los artistas, existen factores comunes que influyen consistentemente en los resultados observados.

En la tabla 4.4, se observan comportamientos similares a los anteriores. A continuación se presenta una breve descripción de estos resultados y la comparación con el caso anterior (sin efecto fijo por artista).

Para la edad de la canción, y su cuadrado, los coeficientes asociados sugieren una relación no lineal con la popularidad. En algunos modelos, la edad tiene un efecto negativo sobre la popularidad (por ejemplo, en el Modelo 3,  $-0.463$ ,  $p < 0.01$ ), cabe señalar que en todos los modelos donde la edad es significativa, su coeficiente es negativo. Por otro lado, el término cuadrático de la edad muestra un efecto positivo en todos los modelos (por ejemplo, en el Modelo 3,  $0.007$ ,  $p < 0.01$ ). La interpretación de este resultado sigue siendo la misma de los análisis anteriores, las canciones experimentan un decrecimiento en su popularidad con el tiempo hasta cierto punto, después, la disminución en la popularidad se desacelera, posiblemente reflejando un efecto de “clásico” donde las canciones muy antiguas mantienen o incluso aumentan su popularidad debido a su estatus icónico. Resultados e interpretaciones similares a las de los modelos sin efectos fijos.

Los resultados muestran consistentemente un efecto negativo y significativo de la posición máxima alcanzada en el ranking (*MaxRank*), sobre la popularidad (por ejemplo, en el Modelo 2,  $-0.326$ ,  $p < 0.001$ ). Esto indica que cuanto más alta es la posición máxima alcanzada por la canción en el ranking de Billboard, mayor es su popularidad. Además, la presencia de la canción en el ranking por más semanas (*Weeks*) tiene un efecto positivo y significativo en su popularidad (por ejemplo, en el Modelo 3,  $0.483$ ,  $p < 0.001$ ). Este resultado sugiere que

las canciones que permanecen más tiempo en el ranking de Billboard tienden a ser más populares, lo cual podría deberse a una mayor exposición y reconocimiento por parte del público. Nuevamente se reflejan las mismas dinámicas que en los casos anteriores.

La variable binaria *Appear1* y la variable cuantitativa *NumMovie* reflejan el efecto de la aparición en películas sobre la popularidad de la canción. En el Modelo 4, la aparición en al menos una película tiene un efecto significativamente positivo en la popularidad (9.230,  $p < 0.001$ ), mientras que en el Modelo 6, el número de películas en las que aparece una canción también incrementa su popularidad (2.337,  $p < 0.001$ ). Estos resultados subrayan la importancia de los spillover de atención entre el cine y la música, posiblemente debido al amplio alcance y a la exposición adicional que proporciona, evidencia a favor de la hipótesis de que, una canción que ha aparecido en una película funciona como mecanismo de recuerdo.

Finalmente, las interacciones entre la edad de la canción y su aparición en películas (Modelo 5) revelan dinámicas complejas. Por ejemplo, la interacción entre *Age* y *Appear1* indica que el efecto positivo de aparecer en películas sobre la popularidad de una canción se intensifica con la edad de la canción. Esto podría sugerir que las canciones antiguas ganan una renovada popularidad al ser incluidas en películas. Similarmente, las interacciones entre *NumMovie* y la *Age* en el Modelo 7 indican que el número de apariciones en películas impacta diferencialmente la popularidad dependiendo de la edad de la canción, subrayando la relevancia de considerar estas variables de manera conjunta. Mismos resultados presentados con anterioridad en los otros modelos.

Al igual que en los casos anteriores, la mejora en los ajustes de los modelos ( $R^2$  y  $R^2$  ajustado) a medida que se añaden estas variables e interacciones evidencia la importancia de un enfoque multifactorial para entender la popularidad de una canción. Estos resultados no solo demuestran el impacto directo de factores como la posición máxima alcanzada en Billboard y la duración en el ranking, sino también cómo la aparición en películas puede servir como un catalizador para aumentar la popularidad o atención hacia una canción, especialmente aquellas con más tiempo de haber sido lanzadas.

Table 4.4. Modelos de Regresión Lineal con efecto fijo y datos emparejados

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Age	0.015 (0.183)	-0.298+ (0.153)	-0.463** (0.157)	-0.429** (0.139)	-0.518*** (0.139)	-0.296* (0.135)	-0.401** (0.151)	-0.133 (0.152)
I(Age <sup>2</sup> )	0.002 (0.003)	0.004+ (0.002)	0.007** (0.002)	0.005* (0.002)	0.005* (0.002)	0.004+ (0.002)	0.005* (0.002)	0.000 (0.002)
MaxRank		-0.326*** (0.010)	-0.232*** (0.014)	-0.198*** (0.012)	-0.184*** (0.012)	-0.197*** (0.012)	-0.194*** (0.012)	
Weeks			0.483*** (0.057)	0.360*** (0.050)	0.394*** (0.048)	0.357*** (0.051)	0.376*** (0.049)	
Appear1				9.230*** (0.338)	-4.317*** (1.111)			-2.249+ (1.188)
Age × Appear1					0.491*** (0.077)			0.494*** (0.082)
I(Age <sup>2</sup> ) × Appear1					-0.003** (0.001)			-0.003* (0.001)
NumMovie						2.337*** (0.182)	0.067 (0.551)	
Age × NumMovie							0.104** (0.035)	
I(Age <sup>2</sup> ) × NumMovie							-0.001* (0.001)	
Num.Obs.	5498	5498	5498	5498	5498	5498	5498	5498
R2	0.515	0.641	0.653	0.708	0.719	0.707	0.708	0.638
R2 Adj.	0.372	0.535	0.550	0.621	0.636	0.620	0.621	0.531
R2 Within	0.004	0.263	0.287	0.400	0.424	0.398	0.400	0.257
R2 Within Adj.	0.003	0.263	0.287	0.399	0.423	0.398	0.399	0.256
AIC	46 377.4	44 720.2	44 540.1	43 593.5	43 374.7	43 609.2	43 597.2	44 768.1
BIC	54 655.8	53 005.2	52 831.7	51 891.8	51 686.2	51 907.4	51 908.7	53 066.4
RMSE	13.08	11.25	11.06	10.15	9.94	10.16	10.15	11.29
Std.Errors	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist
FE: Artist	X	X	X	X	X	X	X	X

+ p < 0.1, \* p < 0.05, \*\* p < 0.01, \*\*\* p < 0.001

Esta tabla presenta los mismos modelos que la Tabla 4.2, pero ahora considerando solo los datos emparejados por Propensity Score Matching (PSM). La variable dependiente es la popularidad actual de las canciones (*Popularity*). El Modelo 1 solo muestra la influencia de la edad. En los Modelos 2 y 3 se incluyen variables de popularidad inicial: posición máxima alcanzada en el ranking (*MaxRank*) y cantidad de semanas en el ranking (*Weeks*). Los Modelos 4 y 6 agregan variables de mecanismo de recuerdo en su forma binaria (*Appear1*) y continua (*NumMovie*), respectivamente. Los Modelos 5 y 7 muestran la interacción con la edad y la edad cuadrática de los mecanismos de recuerdo, binario y continuo, respectivamente. Finalmente, el Modelo 8 muestra solo la interacción entre la edad y el mecanismo de recuerdo binario.

Hemos explorado el impacto de la inclusión de canciones en películas sobre su popularidad utilizando una metodología de inferencia causal de datos emparejados (PSM), para minimizar el sesgo de selección. Este análisis revela que la inclusión de una canción en una película está asociada positivamente con su popularidad actual, destacando el papel del cine en la promoción y reconocimiento de la música. Identificamos patrones complejos en la relación entre la edad de una canción y su popularidad, sugiriendo que la inclinación hacia ciertos clásicos puede impulsar la popularidad de canciones más antiguas cuando se incluyen en películas. La incorporación de efectos fijos por artista mostró que variables como la posición máxima en listas de éxitos y la duración en ellas mantienen su asociación significativa con la popularidad de una canción, incluso después de controlar por las características individuales de los artistas. En la siguiente sección, ampliaremos el análisis al considerar la inclusión de variables relacionadas con la popularidad de las películas para obtener una visión más completa de esta interacción multidimensional.

#### **4.4. Otros Modelos**

En esta sección, se amplía el análisis incorporando variables relacionadas con la popularidad de las películas, como el presupuesto de producción (*Budget*) y la recaudación en taquilla (*Worldwide*). Estas variables proporcionan una visión más general de la industria cinematográfica al considerar tanto los recursos financieros invertidos en una película como su éxito comercial. Al incluir estas variables, se busca entender cómo el rendimiento financiero de una película se relaciona con la popularidad de las canciones que presenta.

La tabla 4.5 presenta los resultados de diferentes modelos de regresión lineal que exploran la influencia de las métricas trabajadas anteriormente y, por un lado, el promedio de lo recaudado en taquilla por las películas donde aparece cada canción (*Worldwide*), y por el otro, el promedio del presupuesto de las películas en las que aparece cada canción (*Budget*). Cabe destacar que los Modelos 1 y 2, corresponden exactamente a los modelos 5 y 7 respectivamente, de la tabla 4.3, los cuales nos servirán como medida de comparación para los modelos siguientes. Señalamos además, que las variables que se incluyen, se trabajan en forma logarítmica para poder capturar de mejor manera su efecto.

Table 4.5. Resultados modelos Worldwide y Budget

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
(Intercept)	74.798*** (1.545)	74.600*** (1.425)	53.645*** (3.562)	64.113*** (3.947)	54.453*** (10.135)	59.426*** (10.629)
Age	-0.835*** (0.073)	-0.755*** (0.061)	-0.288** (0.090)	-0.720*** (0.137)	-0.228 (0.142)	-0.575* (0.274)
I(Age <sup>2</sup> )	0.002* (0.001)	0.002** (0.001)	-0.001 (0.001)	0.003+ (0.002)	-0.002 (0.002)	0.002 (0.004)
MaxRank	-0.195*** (0.009)	-0.197*** (0.010)	-0.179*** (0.015)	-0.163*** (0.015)	-0.109*** (0.026)	-0.107*** (0.026)
Weeks	0.190*** (0.033)	0.197*** (0.034)	0.173*** (0.047)	0.166*** (0.046)	0.188* (0.077)	0.176* (0.076)
Appear1	-4.690** (1.778)					
Age × Appear1	0.566*** (0.105)					
I(Age <sup>2</sup> ) × Appear1	-0.004** (0.001)					
NumMovie		-1.818* (0.705)		-3.113* (1.359)		-2.007 (2.711)
Age × NumMovie		0.179*** (0.034)		0.246*** (0.069)		0.225 (0.183)
I(Age <sup>2</sup> ) × NumMovie		-0.002*** (0.000)		-0.003** (0.001)		-0.002 (0.003)
log(Worldwide)			0.879*** (0.147)	0.586*** (0.145)		
log(Budget)					0.643 (0.538)	0.556 (0.534)
Num.Obs.	5498	5498	2085	2085	747	747
R2	0.461	0.451	0.305	0.346	0.252	0.269
R2 Adj.	0.460	0.450	0.304	0.343	0.247	0.261
AIC	44 468.4	44 570.8	16 769.4	16 650.6	6017.5	6006.4
BIC	44 527.9	44 630.3	16 808.9	16 707.0	6049.8	6052.6
Log.Lik.	-22 225.177	-22 276.409	-8377.677	-8315.293	-3001.740	-2993.200
F	670.415	643.555	182.758	137.095	49.899	33.913
RMSE	13.78	13.91	13.45	13.06	13.46	13.30

+ p < 0.1, \* p < 0.05, \*\* p < 0.01, \*\*\* p < 0.001

La variable dependiente es la popularidad actual de la canción (*Popularity*). Los Modelos 1 y 2 replican los Modelos 5 y 7 de la tabla con datos emparejados y sin efectos fijos (Tabla 4.3). Los Modelos 3 y 5 replican el Modelo 1, incluyendo las variables *Worldwide* y *Budget*, respectivamente. Los Modelos 4 y 6 replican el Modelo 2, incluyendo las variables *Worldwide* y *Budget*, respectivamente.

Los resultados de las variables *Age*, y su cuadrado, *MaxRank*, *Weeks* y *NumMovie* son similares a los presentados en los casos anteriores, al igual que sus interacciones, por lo que nos centraremos exclusivamente en el análisis de las nuevas variables y sus implicaciones.

La influencia del éxito comercial de las Películas ( $\log(\textit{Worldwide})$ ), muestra un efecto positivo significativo en la popularidad de la canción en los modelos (3) y (4), lo que implica que por un 1% de aumento en la recaudación, la popularidad de la canción aumenta en 0,00879 y por cada 1% de aumento en la recaudación de la película, la popularidad de la canción aumenta en 0.00586 puntos, respectivamente. Esto significa que las canciones asociadas con películas de mayor éxito comercial tienden a ser más populares. Este resultado puede entenderse, ya que películas con mayores recaudaciones suelen tener una amplia difusión y marketing, lo que puede aumentar la exposición de las canciones incluidas en sus soundtrack a un público más amplio.

Por otra parte, aunque los coeficientes para  $\log(\textit{Budget})$  en los modelos (5) y (6) no son significativos, indican una tendencia positiva, sugiriendo que las canciones que aparecen en películas con mayores presupuestos tienden a tener una popularidad mayor, aunque la relación no es tan fuerte como para ser estadísticamente significativa en este análisis. Cabe señalar que el tamaño de muestra baja considerablemente para este modelo debido a que muchas de las películas que se incluyeron en este análisis no contaban con este dato en la plataforma utilizada para la captura de información. El presupuesto de una película puede ser un indicador de la calidad y el alcance del marketing que puede recibir. Películas con presupuestos más grandes a menudo tienen campañas de marketing más extensas y pueden permitirse incluir música de artistas de renombre o promocionar la banda sonora de manera más efectiva. Sin embargo, la falta de significancia estadística en estos modelos sugiere que el efecto del presupuesto de la película sobre la popularidad de una canción puede estar mediado por otros factores, como la calidad de la película en sí, la relevancia de la canción dentro de la película, o la manera en que se promociona la banda sonora.

En los modelos que consideran Efectos Fijos por artista (Tabla 4.6), los resultados vuelven a ser consistentes con los presentados en la tabla 4.5.

Table 4.6. Resultados modelos Worldwide y Budget

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Age	-0.518*** (0.139)	-0.401** (0.151)	0.001 (0.248)	-0.135 (0.278)	-0.277 (0.452)	-0.627 (0.500)
I(Age^2)	0.005* (0.002)	0.005* (0.002)	0.000 (0.004)	0.001 (0.004)	0.007 (0.007)	0.011 (0.007)
MaxRank	-0.184*** (0.012)	-0.194*** (0.012)	-0.189*** (0.022)	-0.170*** (0.022)	-0.093** (0.035)	-0.084* (0.035)
Weeks	0.394*** (0.048)	0.376*** (0.049)	0.343*** (0.075)	0.318*** (0.072)	0.507*** (0.119)	0.511*** (0.116)
Appear1	-4.317*** (1.111)					
Age × Appear1	0.491*** (0.077)					
I(Age^2) × Appear1	-0.003** (0.001)					
NumMovie		0.067 (0.551)		1.253 (1.614)		-0.462 (1.374)
Age × NumMovie		0.104** (0.035)		0.061 (0.094)		0.202 (0.168)
I(Age^2) × NumMovie		-0.001* (0.001)		-0.001 (0.001)		-0.002 (0.003)
log(Worldwide)			0.844*** (0.179)	0.503** (0.179)		
log(Budget)					0.847 (1.067)	0.689 (1.047)
Num.Obs.	5498	5498	2085	2085	747	747
R2	0.719	0.708	0.756	0.774	0.850	0.856
R2 Adj.	0.636	0.621	0.502	0.537	0.516	0.529
R2 Within	0.424	0.400	0.263	0.317	0.256	0.286
R2 Within Adj.	0.423	0.399	0.260	0.312	0.240	0.261
AIC	43 374.7	43 597.2	16 701.3	16 548.8	5834.0	5809.8
BIC	51 686.2	51 908.7	22 705.0	22 569.3	8215.9	8205.5
RMSE	9.94	10.15	7.97	7.67	6.02	5.90
Std.Errors	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist	by: Artist
FE: Artist	X	X	X	X	X	X

+ p < 0.1, \* p < 0.05, \*\* p < 0.01, \*\*\* p < 0.001

La variable dependiente es la popularidad actual de la canción (*Popularity*). Los Modelos 1 y 2 replican los Modelos 5 y 7 de la tabla 4.4 considerando efectos fijos por artista. Los Modelos 3 y 4 replican los Modelos 1 y 2, incluyendo la variable *Worldwide*. Los Modelos 5 y 6 replican los Modelos 1 y 2, incluyendo la variable *Budget*.

Los resultados obtenidos en este estudio revelan una interacción significativa entre la música y su presencia en el cine, enfatizando el impacto positivo de la inclusión de canciones en películas sobre su popularidad. A través del análisis y empleando técnicas PSM, se ha demostrado cómo el cine actúa como una plataforma efectiva para la promoción de la música, sugiriendo que la aparición en películas sirve como spillover de atención hacia las canciones.

En el Anexo, podrá encontrar otros análisis respecto a algunas características de los artistas para profundizar en el efecto de los spillovers de atención considerando nuevas variables.

## 5. DISCUSIÓN

Este capítulo busca mostrar como los resultados reflejan la interacción entre la música y el cine, abordando cómo esta dinámica no solo afecta la popularidad de las canciones sino que también potencialmente moldea la atención.

Al interpretar los resultados en el contexto de la hipótesis de investigación original, se exploran las limitaciones del estudio actual y se esbozarán futuras direcciones de investigación, abriendo el diálogo hacia nuevas preguntas y posibilidades.

La interpretación de los resultados de este estudio se enfoca en profundizar el entendimiento de la interacción entre la música y el cine desde un enfoque de memoria colectiva. La evidencia presentada demuestra que los efectos de los spillovers de atención en las canciones incluidas en películas, aumentan su popularidad independiente de la edad de la canción y se convierten en componentes significativos de la memoria colectiva.

Para una mejor comprensión, es fundamental situar nuestros hallazgos dentro del contexto proporcionado por el marco teórico, particularmente en relación con las dimensiones de la memoria colectiva, como se describe en las obras de Assmann (Assmann, 1995, 2011), Halbwachs (Halbwachs, 1950), y Nora (Nora, 1989), entre otros. La influencia del cine en la popularidad de las canciones puede interpretarse como una manifestación de la memoria cultural, en la que películas y canciones funcionan como “figuras de memoria” (Assmann, 1995), consolidando recuerdos dentro del colectivo social a través de formas simbólicas estables y trascendentes.

La distinción entre memoria comunicativa y memoria cultural se vuelve especialmente relevante al considerar cómo las canciones ganan significado y permanencia dentro de la memoria colectiva. La memoria comunicativa, caracterizada por su naturaleza efímera y basada en la transmisión oral (Assmann, 2011), contrasta con la durabilidad de la memoria cultural (Assmann, 2011; Halbwachs, 1950; Assmann, 1995), donde el cine actúa como un catalizador que transforma la música de ser meramente transitoria a convertirse en un componente perdurable del patrimonio cultural. Este fenómeno resuena con la observación de Nora (Nora,

1989) sobre los “lugares de memoria”, donde ciertos artefactos culturales adquieren un estatus icónico y se convierten en puntos focales para la identidad colectiva.

Los resultados indican que la inclusión de canciones en películas no solo aumenta su popularidad sino que también las arraiga en la memoria colectiva de las audiencias. Este fenómeno puede atribuirse al contexto emocional y narrativo que el cine proporciona a la música. Al formar parte de la banda sonora de momentos cinematográficos memorables, las canciones adquieren una nueva dimensión de significado, haciéndolas más resonantes para el público. Esta asociación entre la música y momentos clave dentro de las narrativas fílmicas facilita un vínculo duradero en la memoria cultural, donde las canciones no solo se recuerdan por su mérito musical sino también por su integración en historias y emociones compartidas.

Al examinar el impacto del cine en la memoria colectiva de la música, es importante considerar el papel de los mecanismos de recuerdo, como los spillover de atención (García-Gavilanes et al., 2016, 2017; Candia et al., 2019). Estos mecanismos pueden explicar cómo eventos significativos en películas pueden desencadenar la revitalización de canciones específicas en la memoria colectiva, actuando como “spillovers de atención” que refuerzan su relevancia y permanencia en la memoria cultural. Este proceso es un ejemplo de cómo la memoria cultural no es estática, sino que es capaz de reconstruirse y adaptarse a través del tiempo (Assmann, 2011), permitiendo que las canciones que forman parte de soundtracks de películas adquieran nuevas capas de significado y se integren de manera más profunda en el tejido social.

La capacidad de las películas para aumentar la popularidad de las canciones también ilustra el concepto de “actualidad” versus “potencialidad” en la memoria colectiva, como lo discuten (Assmann, 1995) y Assmann (Assmann, 2011). Mientras que la “actualidad” se refiere a los contenidos de la memoria que son activamente recordados y sostenidos por la comunidad, la “potencialidad” comprende aquellos contenidos almacenados pasivamente que tienen el potencial de ser traídos de vuelta a la actualidad. En este sentido, las películas actúan como mediadores que pueden trasladar canciones de la potencialidad a la actualidad, reforzando su presencia en la memoria colectiva y, por ende, su popularidad.

Además, la reflexión sobre el papel de las películas en la memoria colectiva de la música nos lleva a considerar el concepto de olvido, tal como lo explora Halbwachs (Halbwachs, 1950). La selección de ciertas canciones para ser incluidas en películas, mientras que otras son olvidadas, refleja los procesos sociales a través de los cuales las comunidades negocian qué recuerdos preservar y cuáles permitir que se desvanezcan. Esto subraya la naturaleza selectiva de la memoria colectiva y cómo la industria del cine puede influir en estos procesos de selección.

En otras palabras, esta investigación toca la dinámica de la atención y el olvido en el consumo de productos culturales (Candia et al., 2019), destacando cómo la memoria colectiva no es estática sino sujeta a los flujos de interés y relevancia social. La música en el cine, al recibir una atención renovada, ilustra cómo ciertos elementos culturales pueden ser rescatados del olvido y reintroducidos en el discurso público.

Al conectar nuestros hallazgos con el marco teórico presentado, se muestra que la interacción entre la música y el cine es un fenómeno que juega un papel crucial en la formación y sostenimiento de la memoria colectiva. Este estudio no solo subraya la importancia del cine como una plataforma para la promoción y preservación de la música dentro de la memoria cultural, sino que también abre nuevas vías para explorar cómo otras formas de arte y medios pueden interactuar de manera similar para influir en la memoria colectiva.

## 6. CONCLUSIONES

### 6.1. Importancia del Estudio

La importancia de este estudio radica en varias dimensiones que abarcan tanto contribuciones teóricas como prácticas al campo de la memoria colectiva, a la interacción entre la música y el cine, y a la ciencia social computacional.

Al explorar la interacción entre canciones y películas desde la perspectiva de la memoria comunicativa y cultural, este estudio aporta una comprensión más profunda de cómo se forma y sostiene la memoria colectiva en la sociedad contemporánea. Amplía el marco teórico al aplicarlo a un contexto moderno y mediado por la tecnología, ofreciendo insights sobre cómo los productos culturales (canciones y películas) se convierten en vehículos para la preservación y transmisión de la memoria colectiva.

Por otra parte, la utilización de métodos de la ciencia social computacional como los métodos de Propensity Score Matching, para analizar patrones de atención y olvido en relación con la música y el cine demuestra la viabilidad y el valor de aplicar enfoques computacionales a preguntas de investigación sociales. Este estudio sirve como un ejemplo de cómo el big data y el análisis cuantitativo pueden revelar dinámicas complejas de la memoria colectiva que de otro modo serían difíciles de capturar.

Además, al identificar mecanismos, a través de los cuales el cine afecta la popularidad y la longevidad de las canciones, como los spillover de atención, este estudio ofrece insights valiosos para profesionales de la industria musical y cinematográfica. Los hallazgos pueden impulsar la creación de estrategias de marketing, selección de bandas sonoras o colaboraciones entre músicos y cineastas, maximizando el impacto cultural y comercial de las obras.

En conjunto, la importancia de este estudio reside en su capacidad para entrelazar disciplinas, ofrecer perspectivas aplicables al mundo real y enriquecer nuestra comprensión de los mecanismos subyacentes que configuran la memoria colectiva en la sociedad moderna. Este trabajo no solo contribuye al avance académico en el campo de la memoria colectiva sino que

también tiene implicaciones prácticas para la creación, distribución y preservación de la cultura en la era digital.

## **6.2. Limitaciones del Estudio**

Este estudio enfrenta varias limitaciones que deben reconocerse para asegurar una comprensión completa de los hallazgos y guiar futuras investigaciones.

Una limitación significativa es la generalización de los resultados más allá del contexto específico del estudio. La selección de canciones y películas analizadas puede no representar completamente la diversidad de géneros, culturas y periodos temporales, lo que influye en la aplicabilidad de los hallazgos a diferentes contextos culturales y temporales.

Por otro lado, el uso de datos observacionales, aunque valioso para identificar patrones y correlaciones, restringe la capacidad para establecer relaciones causales definitivas porque no controlan todas las variables de confusión que podrían influir en los resultados. A pesar de utilizar técnicas estadísticas avanzadas como el PSM para minimizar el sesgo, siempre existe el riesgo de factores no observados que afectan los resultados. Además, la temporalidad en los datos observacionales en este caso es puntual, dificultando la demostración de que la causa precede al efecto. Los estudios observacionales también están sujetos a sesgos de selección, ya que las canciones seleccionadas para películas pueden no ser representativas de todas las canciones, complicando la interpretación de su relación con la popularidad. Por estas razones, aunque se pueden identificar asociaciones robustas, no se puede afirmar con certeza que la inclusión de una canción en una película cause directamente un aumento en su popularidad o permanencia en la memoria colectiva.

Además, la metodología empleada para medir la popularidad de las canciones y su presencia en la memoria colectiva puede no capturar todas las dimensiones de este fenómeno complejo. La popularidad medida a través de Spotify, cuya fórmula no es completamente transparente, podría no reflejar completamente el impacto cultural o el valor mnemónico de una canción.

Finalmente, la investigación no profundiza suficientemente en cómo factores contextuales y temporales específicos pueden afectar la relación entre cine y música. Eventos históricos,

tendencias culturales y cambios tecnológicos pueden influir significativamente en cómo se recuerdan y valoran las canciones, una dimensión que requiere un análisis más detallado.

Al reconocer estas limitaciones, este estudio no solo demuestra la complejidad inherente a la investigación de la memoria colectiva y la interacción entre diferentes formas de arte, sino que también establece un terreno fértil para futuras investigaciones.

### **6.3. Implicaciones para la Investigación Futura**

Las investigaciones futuras pueden profundizar en la comprensión de la memoria colectiva, la interacción entre música y cine u otros productos culturales, y el uso de metodologías computacionales en ciencias sociales como otras herramientas de inferencia causal. Ampliar el enfoque de investigación para incluir otros medios, como televisión, videojuegos y redes sociales, puede revelar dinámicas complejas sobre cómo la cultura popular y los eventos históricos son recordados y olvidados en la sociedad contemporánea. Realizar análisis longitudinales que sigan la trayectoria de la popularidad de canciones específicas a lo largo del tiempo, especialmente aquellas destacadas en películas, podría ofrecer insights sobre la durabilidad del efecto de la memoria colectiva y cómo las fluctuaciones en la atención pública afectan la longevidad de estos recuerdos culturales.

Investigar cómo variables socioculturales y demográficas, como edad, género, ubicación geográfica y contexto cultural, influyen en la forma en que las personas recuerdan y valoran la música y las películas, ayudaría a comprender mejor la heterogeneidad en la memoria colectiva y las preferencias culturales. Examinar cómo los avances tecnológicos, especialmente en el ámbito digital y de las redes sociales, están remodelando las prácticas de memoria y olvido, y el papel de los algoritmos, la viralidad y las comunidades en línea en la preservación y difusión de recuerdos culturales. Profundizar en la interacción entre la memoria comunicativa y la memoria cultural, investigando cómo las conversaciones y transmisiones orales afectan y son afectadas por representaciones culturales estables como películas y canciones, puede arrojar luz sobre el ciclo de vida de los recuerdos culturales y su transición entre formas de memoria.

Utilizar y desarrollar modelos computacionales más avanzados y técnicas de análisis de big data para estudiar la memoria colectiva, incluyendo el uso de aprendizaje automático y análisis de redes para capturar patrones complejos y no lineales en los datos culturales y de comportamiento. Fomentar colaboraciones multidisciplinarias que unan ciencia de datos, psicología, sociología, historia y estudios culturales para abordar las preguntas de investigación desde perspectivas complementarias, enriqueciendo así la comprensión de la memoria colectiva en el siglo XXI. Al abordar estas y otras preguntas relacionadas, las investigaciones futuras pueden construir sobre los fundamentos establecidos por este estudio, contribuyendo al conocimiento sobre cómo la cultura popular y los medios de comunicación influyen en la forma en que las sociedades recuerdan, celebran y transmiten su patrimonio cultural.

Este estudio explora la interacción entre la música y el cine en el contexto de la memoria colectiva. Utilizando teorías de la memoria comunicativa y cultural y metodologías de las ciencias sociales computacionales, demostramos que la inclusión de canciones en películas influye en su popularidad y la atención puestas sobre ellas. Los resultados destacan el cine como un catalizador que convierte la música en un componente duradero del patrimonio cultural. Las películas impulsan spillovers de atención que reactivan y potencian a las canciones, reforzando su relevancia a través de generaciones y subrayando la interconexión entre diferentes formas de expresión artística.

Nuestros hallazgos tienen importantes implicaciones prácticas, sugiriendo que los profesionales de la industria del entretenimiento pueden usar el cine para promover y sostener la popularidad de la música. Además, nuestra investigación abre nuevas vías para comprender el papel de la tecnología y los cambios en los medios de comunicación en la formación de la memoria colectiva.

El estudio también contribuye teóricamente al expandir el conocimiento sobre cómo las prácticas culturales (escuchar una canción o ver una película) y los medios de comunicación (plataformas de streaming) se entrelazan para formar y reflejar la identidad colectiva. Aunque hemos proporcionado valiosas contribuciones al conocimiento existente, identificamos áreas para investigaciones futuras, incluyendo la inclusión de otros medios y plataformas digitales,

el impacto de variables socioculturales y demográficas, y la aplicación de otros modelos computacionales avanzados. Estas direcciones no solo profundizarán nuestra comprensión de la memoria colectiva, sino que también arrojarán luz sobre la complejidad de las interacciones culturales en la sociedad contemporánea.

En conclusión, este trabajo resalta el papel fundamental de la música y el cine en la construcción y sostenimiento de la memoria colectiva. Es esencial continuar explorando estas dinámicas, reconociendo su importancia en la preservación del patrimonio cultural y en la configuración de nuestro entendimiento colectivo del pasado, presente y futuro.

## REFERENCIAS

- Alexomanolaki, M., Loveday, C., & Kennett, C. (2007). Music and memory in advertising: Music as a device of implicit learning and recall. *Music, Sound, and the Moving image*, 1(1), 51–71.
- Anderton, C., & Goodge, P. (2024). (going) for the one: Progressive rock fandom as *mea cultura*. *Rock Music Studies*, 1–15.
- Assmann, J. (1995). Collective Memory and Cultural Identity. *New German Critique*, 65, 125–133. doi: 10.2307/488538
- Assmann, J. (2008). *Cultural memory studies. An international and interdisciplinary handbook*. doi: 10.1515/9783110207262
- Assmann, J. (2011). Communicative and cultural memory. In *Cultural memories* (pp. 15–27). Springer.
- Boltz, M. G. (2001). Musical soundtracks as a schematic influence on the cognitive processing of filmed events. *Music Perception*, 18(4), 427–454.
- Bowker, G. C. (2005). *Memory practices in the sciences* (Vol. 205). Mit Press Cambridge, MA.
- Braggs, T. (2019). The impact of the 90's-2000's boy bands.
- Bryant, L. O. (2005). Music, memory, and nostalgia: Collective memories of cultural revolution songs in contemporary china. *China Review*, 151–175.
- Candia, C. (2022). Quantifying collective memories. *arXiv preprint arXiv:2203.05627*.
- Candia, C., Jara-Figueroa, C., Rodriguez-Sickert, C., Barabási, A. L., & Hidalgo, C. A. (2019). The universal decay of collective memory and attention. *Nature Human Behaviour*, 3(1). doi: 10.1038/s41562-018-0474-5
- Candia, C., & Uzzi, B. (2021). Quantifying the selective forgetting and integration of ideas in science and technology. *American Psychologist*, 76(6), 1067.
- Coman, A., & Hirst, W. (2015). Social identity and socially shared retrieval-induced forgetting: The effects of group membership. *Journal of Experimental Psychology: General*. doi: 10.1037/xge0000077

- Coman, A., Stone, C. B., Castano, E., & Hirst, W. (2014). Justifying atrocities: The effect of moral-disengagement strategies on socially shared retrieval-induced forgetting. *Psychological Science*. doi: 10.1177/0956797614531024
- Confino, A. (1997). *Collective Memory and Cultural History: Problems of Method* (Vol. 102) (No. 5). Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2171069>
- Connerton, P. (1989). *How Societies Remember*. doi: 10.2307/3322083
- Doudpota, S. M., & Guha, S. (2011). Mining movies to extract song sequences. doi: 10.1145/2237827.2237829
- Echterhoff, G., Higgins, E. T., & Levine, J. M. (2009). Shared Reality: Experiencing Commonality with others' Inner States about the World. *Perspectives on Psychological Science*. doi: 10.1111/j.1745-6924.2009.01161.x
- Eyerman, R., & Jamison, A. (1998). *Music and social movements: Mobilizing traditions in the twentieth century*. Cambridge University Press.
- Feigenbaum, A. (2010). "now i'm a happy dyke!": Creating collective identity and queer community in greenham women's songs. *Journal of Popular Music Studies*. doi: 10.1111/j.1533-1598.2010.01251.x
- Ferron, M., & Massa, P. (2014, 1). Beyond the encyclopedia: Collective memories in Wikipedia. *Memory Studies*, 7(1), 22–45. Retrieved from <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1750698013490590> doi: 10.1177/1750698013490590
- Furia, P., & Patterson, L. J. (2022). *The poets of tin pan alley*. Oxford University Press.
- García-Gavilanes, R., Mollgaard, A., Tsvetkova, M., & Yasseri, T. (2017). The memory remains: Understanding collective memory in the digital age. *Science Advances*, 3(4). doi: 10.1126/sciadv.1602368
- García-Gavilanes, R., Tsvetkova, M., & Yasseri, T. (2016). Dynamics and biases of on-line attention: The case of aircraft crashes. *Royal Society Open Science*, 3(10). doi: 10.1098/rsos.160460
- Göç, M. (2019). Forgetting to re-member: Politics of amnesia and the reconstruction of memory in eternal sunshine of the spotless mind, everything is illuminated and memento. *American British and Canadian Studies*. doi: 10.2478/abcsj-2019-0019

- Halbwachs, M. (1950). La mémoire collective. *L'Ecole des parents*, 5, 26–55. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=fcs&AN=6132213&lang=fr&site=ehost-live> doi: <http://dx.doi.org/doi:10.1522/cla.ham.mem1>
- Halbwachs, M. (1992). *On Collective Memory*.
- Higham, K. W., Governale, M., Jaffe, A. B., & Zülicke, U. (2017a). Fame and obsolescence: Disentangling growth and aging dynamics of patent citations. *Physical Review E*, 95(4). doi: 10.1103/PhysRevE.95.042309
- Higham, K. W., Governale, M., Jaffe, A. B., & Zülicke, U. (2017b). Unraveling the dynamics of growth, aging and inflation for citations to scientific articles from specific research fields. *Journal of Infometrics*, 11(4), 1190–1200. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1751157717302699> doi: <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.10.004>
- Hirst, W., Yamashiro, J. K., & Coman, A. (2018). *Collective Memory from a Psychological Perspective* (Vol. 22) (No. 5). doi: 10.1016/j.tics.2018.02.010
- Husserl, E. (2012). *On the phenomenology of the consciousness of internal time (1893–1917)* (Vol. 4). Springer Science & Business Media.
- IFPI. (2022). *Global music report- state of industry*.
- Jara-Figueroa, C., Yu, A. Z., & Hidalgo, C. A. (2019). How the medium shapes the message: Printing and the rise of the arts and sciences. *PloS one*, 14(2), e0205771.
- Kanhubua, N., Nguyen, T. N., & Niederée, C. (2014). What triggers human remembering of events? A large-scale analysis of catalysts for collective memory in Wikipedia. In *Proceedings of the acm/ieee joint conference on digital libraries*. doi: 10.1109/JCDL.2014.6970189
- Kansteiner, W. (2002). Finding meaning in memory: A methodological critique of collective memory studies. *History and Theory*, 41(2), 179–197. Retrieved from <http://doi.wiley.com/10.1111/0018-2656.00198>
- Kubit, B., & Janata, P. (2022). Spontaneous mental replay of music improves memory for incidentally associated event knowledge. *Journal of Experimental Psychology General*. doi: 10.1037/xge0001050

- Kuhn, T. S. (1970). *The Structure of Scientific Revolutions*. Chicago: University of Chicago Press. doi: 9780226458113
- Lorenz-Spreen, P., Mønsted, B. M., Hövel, P., & Lehmann, S. (2019). Accelerating dynamics of collective attention. *Nature Communications*, *10*(1). doi: 10.1038/s41467-019-09311-w
- Manuel, P. (1988). *Popular musics of the non-western world: An introductory survey*. Oxford University Press, USA.
- Masuda, S. (2019). The war's end: 15 august 1945 in nhk's morning dramas from 1966 to 2019. *East Asian Journal of Popular Culture*. doi: 10.1386/eapc-00004-1
- Michel, J.-B., Shen, Y. K., Aiden, A. P., Veres, A., Gray, M. K., Google Books Team, T. G. B., ... Aiden, E. L. (2011). Quantitative analysis of culture using millions of digitized books. *Science (New York, N.Y.)*, *331*(6014), 176–82. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21163965> <http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=PMC3279742> doi: 10.1126/science.1199644
- Misztal, B. (2003). *Theories of social remembering*. McGraw-Hill Education (UK).
- Mukherjee, S., Uzzi, B., Jones, B. F., & Stringer, M. (2017). How Atypical Combinations of Scientific Ideas Are Related to Impact: The General Case and the Case of the Field of Geography. In J. Glückler, E. Lazega, & I. Hammer (Eds.), *Knowledge and networks* (pp. 243–267). Cham: Springer International Publishing. Retrieved from [https://doi.org/10.1007/978-3-319-45023-0\\_{\\_}12](https://doi.org/10.1007/978-3-319-45023-0_{_}12) doi: 10.1007/978-3-319-45023-0\_12
- Nora, P. (1989). Between Memory and History: Les Liex de Mémoire. *Representations*, *26*, 7–25.
- North, A. C., Sheridan, L. P., & Areni, C. S. (2016). Music congruity effects on product memory, perception, and choice. *Journal of Retailing*, *92*(1), 83–95.
- Rafter, N. (2014). Joshua oppenheimer (dir.), the act of killing. *Theoretical Criminology*. doi: 10.1177/1362480613506645
- Ronen, S., Gonçalves, B., Hu, K. Z., Vespignani, A., Pinker, S., & Hidalgo, C. A. (2014). Links that speak: The global language network and its association with global fame. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. doi: 10.1073/pnas.1410931111

- Rubin, D. C. (1995). *Memory in oral traditions: The cognitive psychology of epic, ballads, and counting-out rhymes*.
- Shin, H. (2009). Have you ever seen the rain? and who'll stop the rain?: the globalizing project of korean pop (k-pop). *Inter-Asia Cultural Studies*, 10(4), 507–523. Retrieved from <https://doi.org/10.1080/14649370903166150> doi: 10.1080/14649370903166150
- Skiena, S., & Ward, C. B. (2014). *Who's Bigger?: Where Historical Figures Really Rank*.
- Stewart, J. P. (2013). If i had possession over judgment day: Augmenting robert johnson. *M/C Journal*. doi: 10.5204/mcj.715
- Stone, C. B., Barnier, A. J., Sutton, J., & Hirst, W. (2010). Building consensus about the past: Schema consistency and convergence in socially shared retrieval-induced forgetting. *Memory*. doi: 10.1080/09658210903159003
- Strong, C., & Raine, S. (2018). Gender politics in the music industry. *IASPM Journal*, 8(1), 2–8.
- Sukarwo, W., Muntazori, A. F., & Fauzie, M. (2019). Nativization and formation of collective memory in urban design: A semiotic analysis of the sultan agung 2018 movie poster. doi: 10.4108/eai.21-12-2018.2282776
- Usmar, P. (2014). Born to die: Lana del rey, beauty queen or gothic princess? *M/C Journal*. doi: 10.5204/mcj.856
- Uzzi, B., Mukherjee, S., Stringer, M., & Jones, B. (2013). Atypical Combinations and Scientific Impact. *Science*, 342(6157), 468–472. Retrieved from <http://science.sciencemag.org/content/342/6157/468> doi: 10.1126/science.1240474
- Van Dijck, J. (2006). Record and hold: Popular music between personal and collective memory. *Critical studies in media communication*, 23(5), 357–374.
- Wang, D., Song, C., & Barabási, A.-L. (2013). Quantifying long-term scientific impact. *Science (New York, N.Y.)*, 342(6154), 127–32. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/24092745> doi: 10.1126/science.1237825
- Yu, A. Z., Ronen, S., Hu, K., Lu, T., & Hidalgo, C. A. (2016). Pantheon 1.0, a manually verified dataset of globally famous biographies. *Scientific Data*, 3, 150075. Retrieved from <http://www.nature.com/articles/sdata201575> doi:

10.1038/sdata.2015.75

## APÉNDICE

## APÉNDICE A. ANEXO

En este apartado se muestran análisis adicionales, respecto a algunas características de los artistas para profundizar en el efecto de los spillovers de atención considerando otras variables, entre ellos:

- **Sexo:** corresponde al sexo del artista (masculino o femenino), o de la banda (compuesta solo por mujeres, solo por hombres o mixta), utilizando como base el sexo masculino.
- **Género:** corresponde al género musical principal del artista, para el análisis se consideraron el género Pop, Rock, R&B y otros. Utilizando como base el Pop.
- **País:** corresponde a la nacionalidad del artista, se considera: Estados Unidos, Reino Unido, Canadá, Australia y otros. Utilizando Estados Unidos como base.

### Análisis de Sexo

En la siguiente tabla (A1) se muestra una caracterización del sexo en los artistas de acuerdo a la aparición o no de sus canciones en películas. La muestra está claramente cargada a artista solitario y masculino y en segundo lugar bandas masculinas.

	No aparece	Aparece
Masculino	1445	1445
Femenino	574	574
Mixta, no solo un artista	10	10
Banda Masculina	640	640
Banda Femenina	80	80

Table A1. Distribución de canciones por sexo del artista y aparición en películas.

En el siguiente análisis (Tabla A2) se examina cómo diversas variables afectan la popularidad máxima (*Popularity*) de las canciones, con un enfoque particular en el sexo del artista. Se ajustaron cuatro modelos de regresión lineal para evaluar estos efectos.

- Modelo (1): Incluye las variables edad, edad cuadrática, posición máxima (*MaxRank*), semanas en el ranking (*Weeks*), y la interacción entre aparecer en una película y la edad. Es considerado el modelo base de todos los análisis.
- Modelo (2): Intercambia la aparición en una película por la cantidad de películas en las que aparece la canción.
- Modelo (3): Incluye las variables del Modelo (1) junto con las categorías de sexo del artista.
- Modelo (4): Incluye las variables del Modelo (2) junto con las categorías de sexo del artista.

Los resultados indican que la edad y la edad cuadrática tienen un impacto significativo en la popularidad máxima de las canciones. Específicamente, la edad tiene un efecto negativo, mientras que la edad cuadrática tiene un efecto positivo, sugiriendo una relación no lineal, este efecto ha sido estudiado a lo largo del desarrollo de esta tesis.

La posición máxima y el número de semanas en el ranking también son predictores significativos de la popularidad máxima, con efectos negativos y positivos, respectivamente. Aparecer en una película tiene un impacto significativo, y este efecto varía según la edad de la canción. Dicho efecto también fue estudiado a lo largo de este documento.

En cuanto al sexo del artista, los resultados muestran que las canciones interpretadas por artistas femeninas tienen, en promedio, una popularidad máxima significativamente menor en comparación con las canciones interpretadas por artistas masculinos (-3.252 ( $p < 0.001$ ) y -3.139 ( $p < 0.001$ )), después de controlar por otras variables en el modelo. Esto sugiere que las artistas femeninas enfrentan desafíos adicionales en alcanzar niveles máximos de popularidad similares a los de sus contrapartes masculinas.

Las canciones interpretadas por artistas mixtos, que no son solistas, muestran una disminución en la popularidad máxima, aunque este efecto no es estadísticamente significativo (-1.999 ( $p > 0.1$ ) y -2.663 ( $p > 0.1$ )). Esto indica que no hay una diferencia considerable en la popularidad máxima de las canciones interpretadas por grupos mixtos en comparación con artistas masculinos solistas.

Table A2. Análisis de popularidad por sexo del artista

	(1)	(2)	(3)	(4)
(Intercept)	74.798*** (1.545)	74.600*** (1.425)	75.920*** (1.556)	75.618*** (1.439)
Age	-0.835*** (0.073)	-0.755*** (0.061)	-0.878*** (0.073)	-0.794*** (0.061)
I(Age <sup>2</sup> )	0.002* (0.001)	0.002** (0.001)	0.003** (0.001)	0.002** (0.001)
MaxRank	-0.195*** (0.009)	-0.197*** (0.010)	-0.196*** (0.009)	-0.197*** (0.009)
Weeks	0.190*** (0.033)	0.197*** (0.034)	0.200*** (0.033)	0.207*** (0.033)
Appear1	-4.690** (1.778)		-4.710** (1.763)	
Age × Appear1	0.566*** (0.105)		0.570*** (0.104)	
I(Age <sup>2</sup> ) × Appear1	-0.004** (0.001)		-0.004** (0.001)	
NumMovie		-1.818* (0.705)		-1.779* (0.700)
Age × NumMovie		0.179*** (0.034)		0.177*** (0.034)
I(Age <sup>2</sup> ) × NumMovie		-0.002*** (0.000)		-0.002*** (0.000)
Sex (Female)			-3.252*** (0.484)	-3.139*** (0.489)
Sex (Mixed Band)			-1.999 (3.071)	-2.663 (3.101)
Sex (Boy Band)			2.256*** (0.461)	2.312*** (0.466)
Sex (Female Band)			-1.932+ (1.114)	-1.555 (1.125)
Num.Obs.	5498	5498	5498	5498
R2	0.461	0.451	0.470	0.460
R2 Adj.	0.460	0.450	0.469	0.459
AIC	44 468.4	44 570.8	44 378.1	44 485.2
BIC	44 527.9	44 630.3	44 464.0	44 571.1
Log.Lik.	-22 225.177	-22 276.409	-22 176.028	-22 229.587
F	670.415	643.555	443.004	424.834
RMSE	13.78	13.91	13.66	13.79

+ p < 0.1, \* p < 0.05, \*\* p < 0.01, \*\*\* p < 0.001

Los modelos 1 y 2 son los modelos base presentados en la sección de resultados, mientras que los modelos 3 y 4 son equivalentes agregando la nueva variable de interés, sexo del artista, la cual tiene como variable de referencia el sexo masculino.

Las canciones interpretadas por bandas femeninas tienen, en promedio, una popularidad máxima menor en comparación con las canciones interpretadas por artistas masculinos solistas. Sin embargo, este efecto no es consistentemente significativo en todos los modelos (-1.932 ( $p < 0.1$ ) y -1.555 ( $p > 0.1$ )), lo que indica una variabilidad considerable en la popularidad máxima de las canciones interpretadas por bandas femeninas, lo que puede deberse también al tamaño de la muestra.

Los resultados muestran que hay diferencias significativas en la popularidad máxima de las canciones dependiendo del sexo del artista. Las bandas masculinas parecen tener una ventaja significativa en términos de popularidad máxima, mientras que las artistas femeninas y las bandas femeninas enfrentan mayores desafíos. Estas diferencias pueden reflejar diversos factores, como las estrategias de marketing, las expectativas del público y las dinámicas de la industria musical.

El análisis ponderado y el sobremuestreo son métodos efectivos para manejar el desequilibrio en los datos y proporcionar una representación más justa de cada categoría. Sin embargo, es importante tener en cuenta la variabilidad inherente y las limitaciones de los datos al interpretar estos resultados.

### **Análisis de Género Musical**

En la siguiente tabla (A3) se muestra una caracterización del género musical principal de los artistas, de acuerdo a la aparición de sus canciones en películas.

	No aparece	Aparece
Pop	725	725
Rock	707	707
R&B	405	405
Others	912	912

Table A3. Distribución de canciones por género del artista y aparición en películas

En este análisis (Tabla A4), se examina cómo diversas variables afectan la popularidad máxima (*Popularity*) de las canciones, con un enfoque particular en el género musical del artista. Se ajustaron cuatro modelos de regresión lineal para evaluar estos efectos, los dos primeros presentados en la sección anterior (Modelos 1 y 2) y los dos últimos corresponden a su respectiva extensión, pero ahora considerando las variables de género musical.

Las canciones del género Rock tienen, en promedio, una popularidad máxima significativamente mayor en comparación con las canciones del género Pop, después de controlar por otras variables en el modelo (3.559 ( $p < 0.001$ ) y 3.703 ( $p < 0.001$ )). Esto sugiere que el género Rock puede tener un atractivo duradero y posiblemente estrategias de promoción efectivas.

Las canciones del género R&B tienen, en promedio, una popularidad máxima significativamente menor en comparación con las canciones del género Pop (-4.018 ( $p < 0.001$ ) y -3.668 ( $p < 0.001$ )). Esto indica que las canciones de R&B pueden enfrentar desafíos adicionales para alcanzar niveles altos de popularidad máxima.

Las canciones de géneros categorizados como "Otros" no muestran una diferencia significativa en la popularidad máxima en comparación con las canciones del género Pop (0.337 ( $p > 0.1$ ) y 0.220 ( $p > 0.1$ )). Esto sugiere que la popularidad de estos géneros puede ser más variable y dependiente de otros factores no capturados en el modelo.

Los resultados muestran que hay diferencias significativas en la popularidad máxima de las canciones dependiendo del género musical del artista. Las canciones del género Rock parecen tener una ventaja significativa en términos de popularidad máxima, mientras que las canciones del género R&B enfrentan mayores desafíos. Las canciones categorizadas como "Otros" no presentan diferencias significativas en comparación con el género Pop.

### **Análisis de País de Origen**

En la siguiente tabla (A5) se muestra una caracterización del país de procedencia de los artistas, de acuerdo a la aparición de sus canciones en películas.

Table A4. Análisis de popularidad por género musical del artista

	(1)	(2)	(3)	(4)
(Intercept)	74.798*** (1.545)	74.600*** (1.425)	74.630*** (1.530)	74.462*** (1.413)
Age	-0.835*** (0.073)	-0.755*** (0.061)	-0.886*** (0.072)	-0.810*** (0.061)
I(Age <sup>2</sup> )	0.002* (0.001)	0.002** (0.001)	0.003** (0.001)	0.003*** (0.001)
MaxRank	-0.195*** (0.009)	-0.197*** (0.010)	-0.192*** (0.009)	-0.193*** (0.009)
Weeks	0.190*** (0.033)	0.197*** (0.034)	0.221*** (0.033)	0.227*** (0.033)
Appear1	-4.690** (1.778)		-4.825** (1.753)	
Age × Appear1	0.566*** (0.105)		0.574*** (0.103)	
I(Age <sup>2</sup> ) × Appear1	-0.004** (0.001)		-0.004** (0.001)	
NumMovie		-1.818* (0.705)		-1.900** (0.696)
Age × NumMovie		0.179*** (0.034)		0.184*** (0.034)
I(Age <sup>2</sup> ) × NumMovie		-0.002*** (0.000)		-0.002*** (0.000)
Genre (Rock)			3.559*** (0.525)	3.703*** (0.531)
Genre (R&B)			-4.018*** (0.606)	-3.668*** (0.612)
Genre (Others)			0.337 (0.494)	0.220 (0.499)
Num.Obs.	5498	5498	5498	5498
R2	0.461	0.451	0.476	0.465
R2 Adj.	0.460	0.450	0.475	0.465
AIC	44 468.4	44 570.8	44 315.8	44 427.1
BIC	44 527.9	44 630.3	44 395.2	44 506.4
Log.Lik.	-22 225.177	-22 276.409	-22 145.918	-22 201.545
F	670.415	643.555	498.804	477.820
RMSE	13.78	13.91	13.59	13.72

+ p < 0.1, \* p < 0.05, \*\* p < 0.01, \*\*\* p < 0.001

Los modelos 1 y 2 son los modelos base presentados en la sección de resultados, mientras que los modelos 3 y 4 son equivalentes agregando la nueva variable de interés, género principal del artista, la cual tiene como variable de referencia el género Pop.

	No aparece	Aparece
United States	2009	2009
United Kingdom	427	427
Canada	82	82
Australia	51	51
Others	180	180

Table A5. Distribución de canciones por país y aparición en películas

En este análisis (Tabla A6), se examina cómo diversas variables afectan la popularidad máxima (*Popularity*) de las canciones, con un enfoque particular en el país del artista. Se ajustaron los mismos cuatro modelos de regresión lineal de las secciones anteriores, pero ahora considerando el país, para evaluar estos efectos.

Las canciones de artistas del Reino Unido tienen, en promedio, una popularidad máxima significativamente mayor en comparación con las canciones de artistas de Estados Unidos, después de controlar por otras variables en el modelo (4.103 ( $p < 0.001$ ) y 4.253 ( $p < 0.001$ )). Esto sugiere que las canciones de artistas británicos tienen un atractivo considerable.

Las canciones de artistas canadienses muestran un aumento en la popularidad máxima, aunque este efecto no es estadísticamente significativo (1.501 ( $p > 0.1$ ) y 1.185 ( $p > 0.1$ )). Esto indica que no hay una diferencia considerable en la popularidad máxima de las canciones de artistas canadienses en comparación con las de Estados Unidos.

Las canciones de artistas australianos no muestran una diferencia significativa en la popularidad máxima en comparación con las canciones de artistas de Estados Unidos (0.385 ( $p > 0.1$ ) y 0.488 ( $p > 0.1$ )). Esto sugiere que la popularidad de estos artistas puede ser más variable y dependiente de otros factores no capturados en el modelo.

Las canciones de artistas de otros países tienen, en promedio, una popularidad máxima significativamente mayor en comparación con las canciones de artistas de Estados Unidos (2.401 ( $p < 0.01$ ) y 2.219 ( $p < 0.01$ )). Esto sugiere que las canciones de artistas de otros países pueden tener un atractivo especial que contribuye a su popularidad máxima.

Table A6. Análisis de popularidad por país de origen del artista

	(1)	(2)	(3)	(4)
(Intercept)	74.798*** (1.545)	74.600*** (1.425)	74.101*** (1.539)	73.906*** (1.420)
Age	-0.835*** (0.073)	-0.755*** (0.061)	-0.889*** (0.073)	-0.810*** (0.061)
I(Age <sup>2</sup> )	0.002* (0.001)	0.002** (0.001)	0.003** (0.001)	0.003*** (0.001)
MaxRank	-0.195*** (0.009)	-0.197*** (0.010)	-0.192*** (0.009)	-0.193*** (0.009)
Weeks	0.190*** (0.033)	0.197*** (0.034)	0.212*** (0.033)	0.219*** (0.034)
Appear1	-4.690** (1.778)		-4.689** (1.768)	
Age × Appear1	0.566*** (0.105)		0.567*** (0.104)	
I(Age <sup>2</sup> ) × Appear1	-0.004** (0.001)		-0.004** (0.001)	
NumMovie		-1.818* (0.705)		-1.824** (0.701)
Age × NumMovie		0.179*** (0.034)		0.179*** (0.034)
I(Age <sup>2</sup> ) × NumMovie		-0.002*** (0.000)		-0.002*** (0.000)
Country (United Kingdom)			4.103*** (0.524)	4.253*** (0.529)
Country (Canada)			1.501 (1.094)	1.185 (1.104)
Country (Australia)			0.385 (1.380)	0.488 (1.392)
Country (Others)			2.401** (0.760)	2.219** (0.767)
Num.Obs.	5498	5498	5498	5498
R2	0.461	0.451	0.467	0.457
R2 Adj.	0.460	0.450	0.466	0.456
AIC	44 468.4	44 570.8	44 410.0	44 510.7
BIC	44 527.9	44 630.3	44 496.0	44 596.6
Log.Lik.	-22 225.177	-22 276.409	-22 191.997	-22 242.326
F	670.415	643.555	437.549	420.564
RMSE	13.78	13.91	13.70	13.83

+ p < 0.1, \* p < 0.05, \*\* p < 0.01, \*\*\* p < 0.001

Los modelos 1 y 2 son los modelos base presentados en la sección de resultados, mientras que los modelos 3 y 4 son equivalentes agregando la nueva variable de interés, país de origen del artista, la cual tiene como variable de referencia United States.

Los resultados muestran que hay diferencias significativas en la popularidad máxima de las canciones dependiendo del país del artista. Las canciones de artistas del Reino Unido y de otros países parecen tener una ventaja significativa en términos de popularidad máxima, mientras que las de artistas canadienses y australianos no presentan diferencias significativas en comparación con las de artistas de Estados Unidos.

## **Discusión**

- **Análisis de Popularidad por Sexo del Artista.**

Los resultados del análisis de popularidad máxima (*Popularity*) de las canciones revelan diferencias significativas basadas en el sexo del artista. Las canciones interpretadas por boy bands presentan una popularidad significativamente mayor en comparación con las canciones interpretadas por artistas masculinos solistas, lo que podría deberse a su atractivo masivo y estrategias de marketing efectivas. En contraste, las canciones interpretadas por artistas femeninas y bandas femeninas muestran una popularidad menor, lo que sugiere que estos grupos enfrentan desafíos adicionales para alcanzar altos niveles de popularidad. Estas diferencias pueden reflejar sesgos de género en la industria musical y en las preferencias del público (Strong & Raine, 2018). Las boy bands a menudo reciben un apoyo sustancial en términos de marketing y promoción, lo que podría explicar su mayor popularidad (Braggs, 2019). Por otro lado, las artistas femeninas pueden estar subrepresentadas en ciertos géneros o enfrentar barreras adicionales para el éxito comercial (Strong & Raine, 2018).

- **Análisis de Popularidad por Género Musical del Artista.**

El análisis basado en el género musical del artista muestra que las canciones de género Rock tienen una popularidad máxima significativamente mayor en comparación con las canciones de género Pop. Esto sugiere que el Rock sigue siendo un género con un atractivo duradero y una base de fans leal (Anderton & Goodge, 2024). Por otro lado, las canciones de género R&B muestran una popularidad menor, lo que puede indicar una menor aceptación o promoción en comparación con otros géneros. El género musical puede influir en la percepción del público y en las estrategias de promoción de

la industria (North, Sheridan, & Areni, 2016). Las canciones de Rock pueden beneficiarse de una mayor visibilidad en festivales y medios especializados, mientras que el R&B puede estar más fragmentado y menos visible en los canales de distribución masiva.

- **Análisis de Popularidad por País del Artista**

La popularidad máxima de las canciones también varía significativamente según el país del artista. Las canciones de artistas del Reino Unido y de otros países muestran una popularidad significativamente mayor en comparación con las canciones de artistas de Estados Unidos. Este hallazgo sugiere que los artistas internacionales pueden tener un atractivo especial y una estrategia de promoción que resuena bien con el público global (Shin, 2009). Las diferencias en la popularidad por país pueden estar influenciadas por diversos factores, como el estilo musical, la innovación y las campañas de marketing (Manuel, 1988). Los artistas del Reino Unido, por ejemplo, han sido históricamente influyentes en la música pop y rock, lo que podría explicar su alta popularidad. Los artistas de otros países pueden traer elementos únicos y frescos a la música que atraen a una audiencia amplia.

### **Implicaciones Prácticas y Futuras Investigaciones**

Estos hallazgos tienen importantes implicaciones para la industria del entretenimiento y para futuras investigaciones. Para los profesionales de la industria musical, comprender las diferencias en la popularidad basada en el sexo, el género musical y el país del artista puede ayudar a diseñar estrategias de marketing más efectivas y equitativas. Por ejemplo, las campañas de promoción pueden necesitar ajustarse para apoyar mejor a las artistas femeninas y los géneros menos representados como el R&B. Para futuras investigaciones, sería interesante explorar más a fondo las razones detrás de las diferencias observadas en la popularidad. Estudios cualitativos podrían complementar estos hallazgos cuantitativos al proporcionar hallazgos sobre las experiencias y desafíos específicos enfrentados por diferentes grupos de artistas. Además, la evolución de estas tendencias a lo largo del tiempo podría ser examinada para entender cómo cambian las dinámicas de popularidad con los cambios en la industria musical y las preferencias del público.

## **Conclusión**

En resumen, este apartado proporciona una posible comprensión de cómo diversas variables afectan la popularidad máxima de las canciones, así como también a los spillovers de atención hacia la música. Las diferencias observadas basadas en el sexo del artista, el género musical y el país del artista resaltan la complejidad de los factores que influyen en el éxito musical. Abordar estos factores de manera consciente puede contribuir a una industria musical más inclusiva y diversa, beneficiando tanto a los artistas como al público.

## APÉNDICE B. FIGURAS COMPLEMENTARIAS

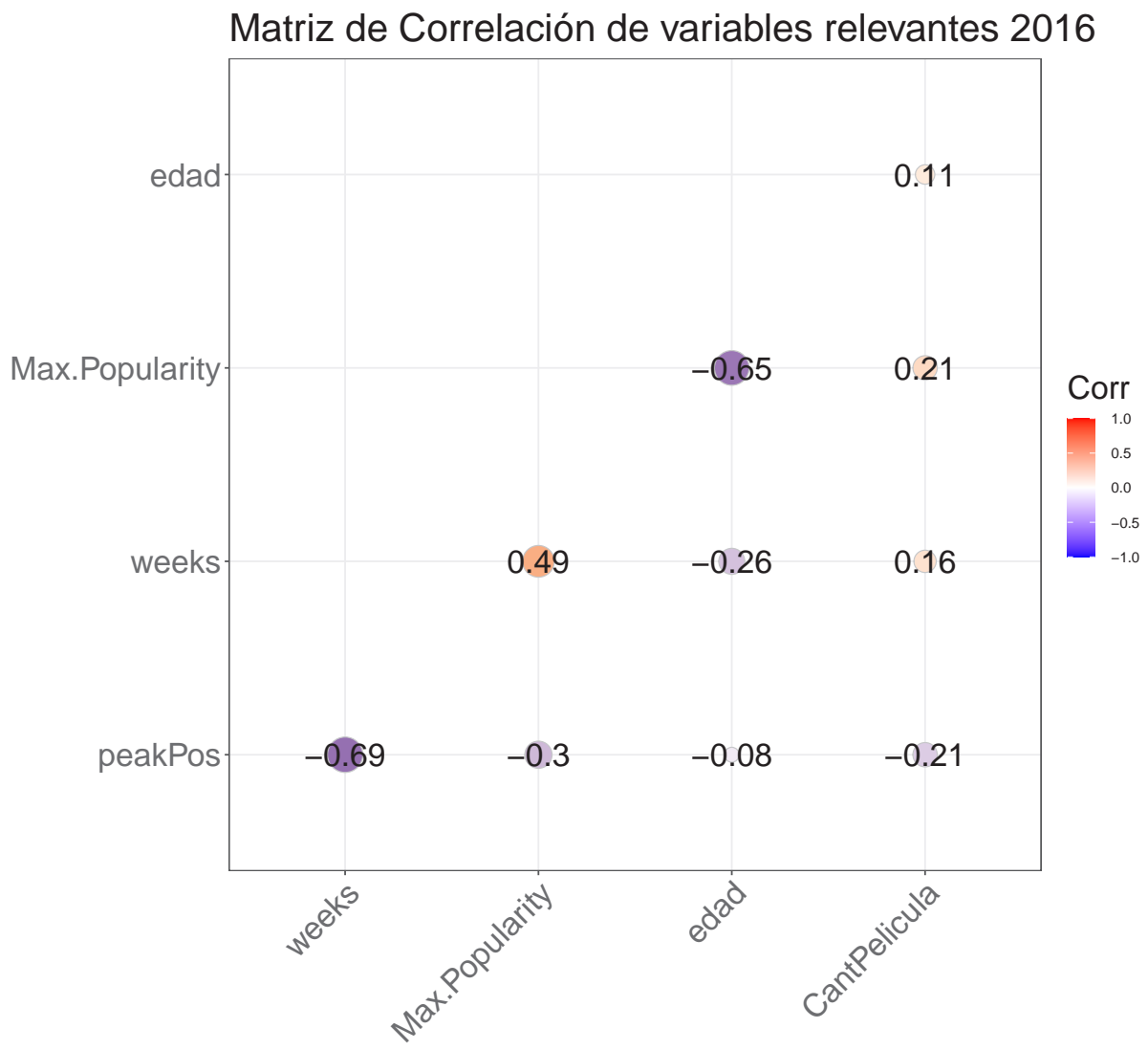


Figure B1. Correlograma 2016

### Matriz de Correlación de variables relevantes 2017

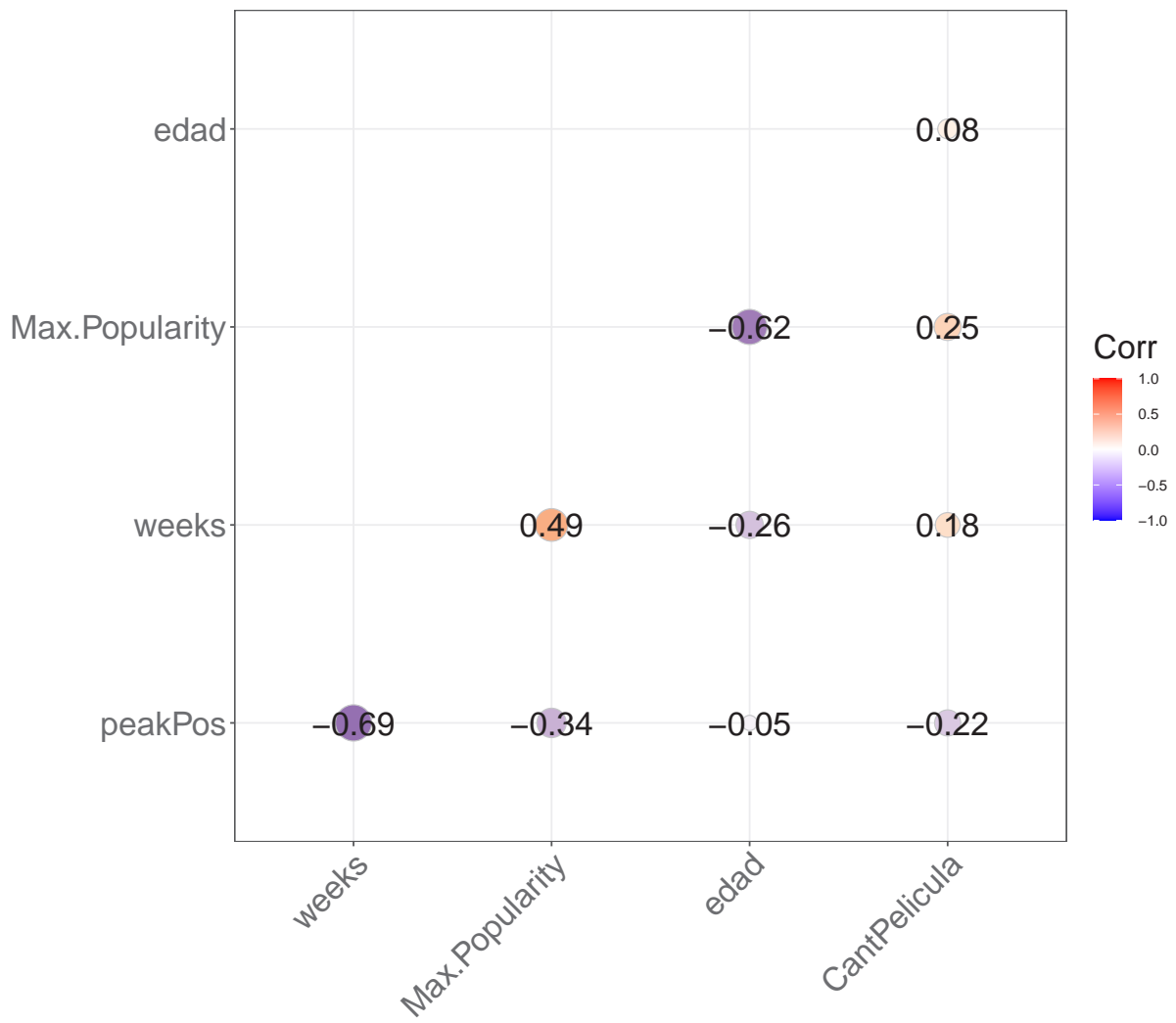


Figure B2. Correlograma 2017

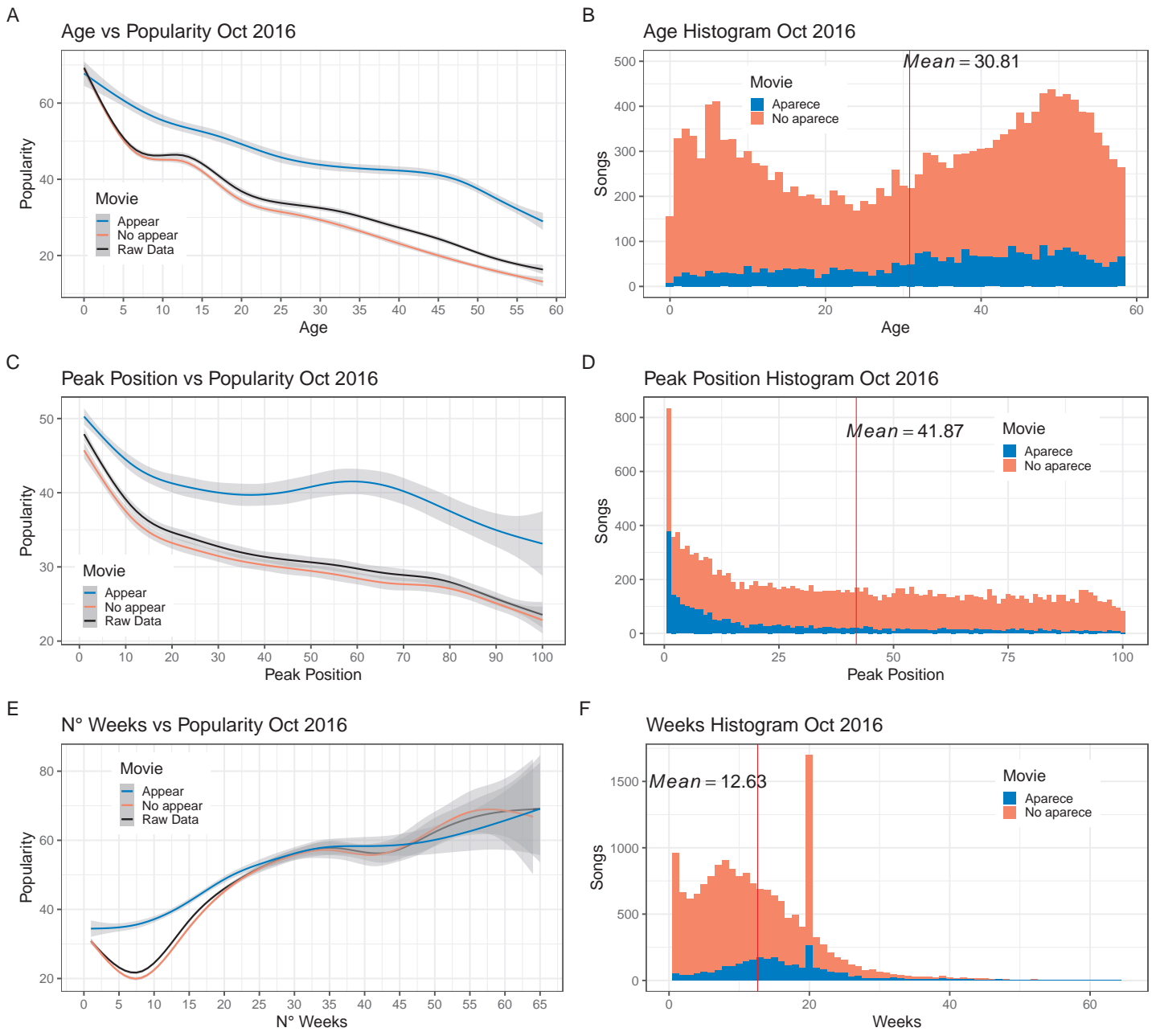


Figure B3. Popularidad en Ranking Billboard separada por su aparición en películas 2016

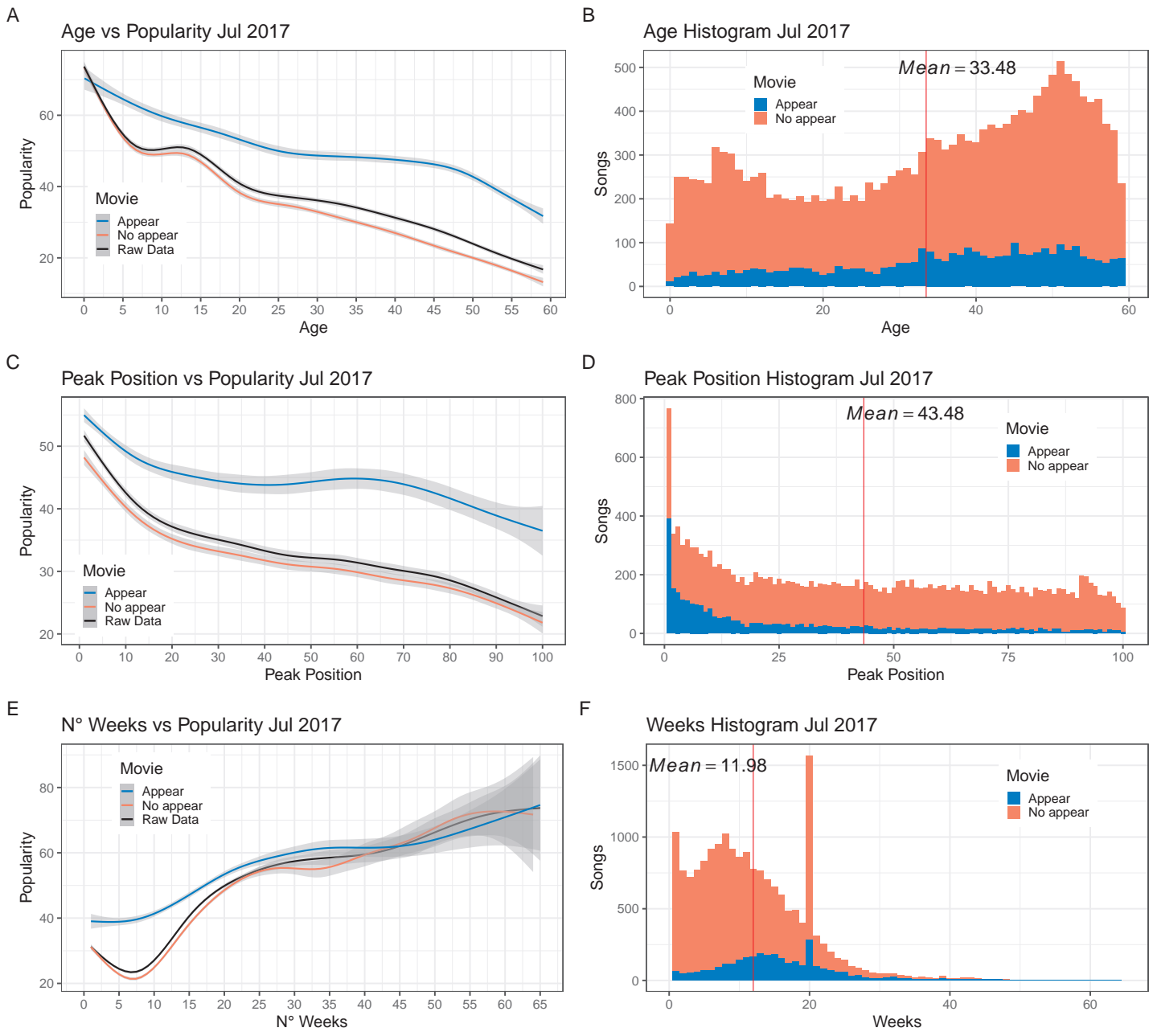


Figure B4. Popularidad en Ranking Billboard separada por su aparición en películas 2017

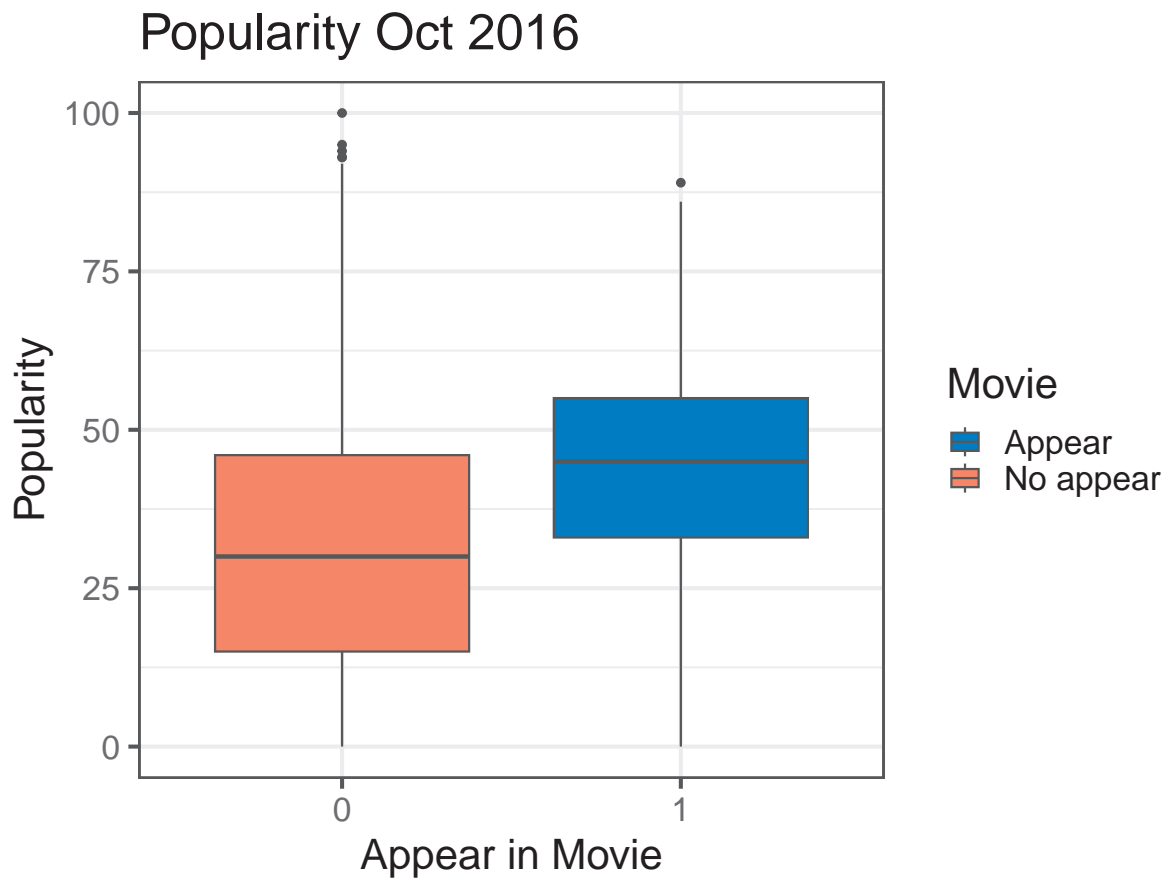


Figure B5. Boxplot de canciones que aparecen y no para el año 2016

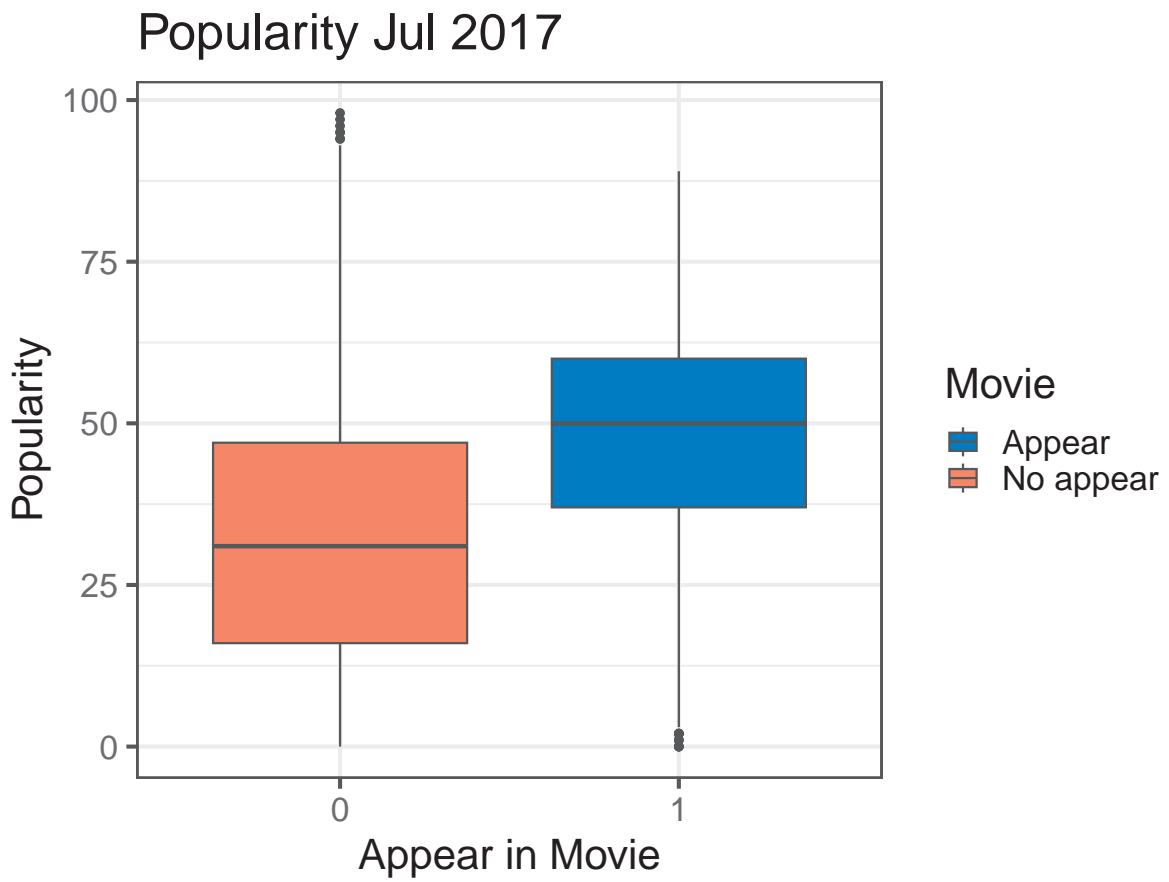


Figure B6. Boxplot de canciones que aparecen y no para el año 2017

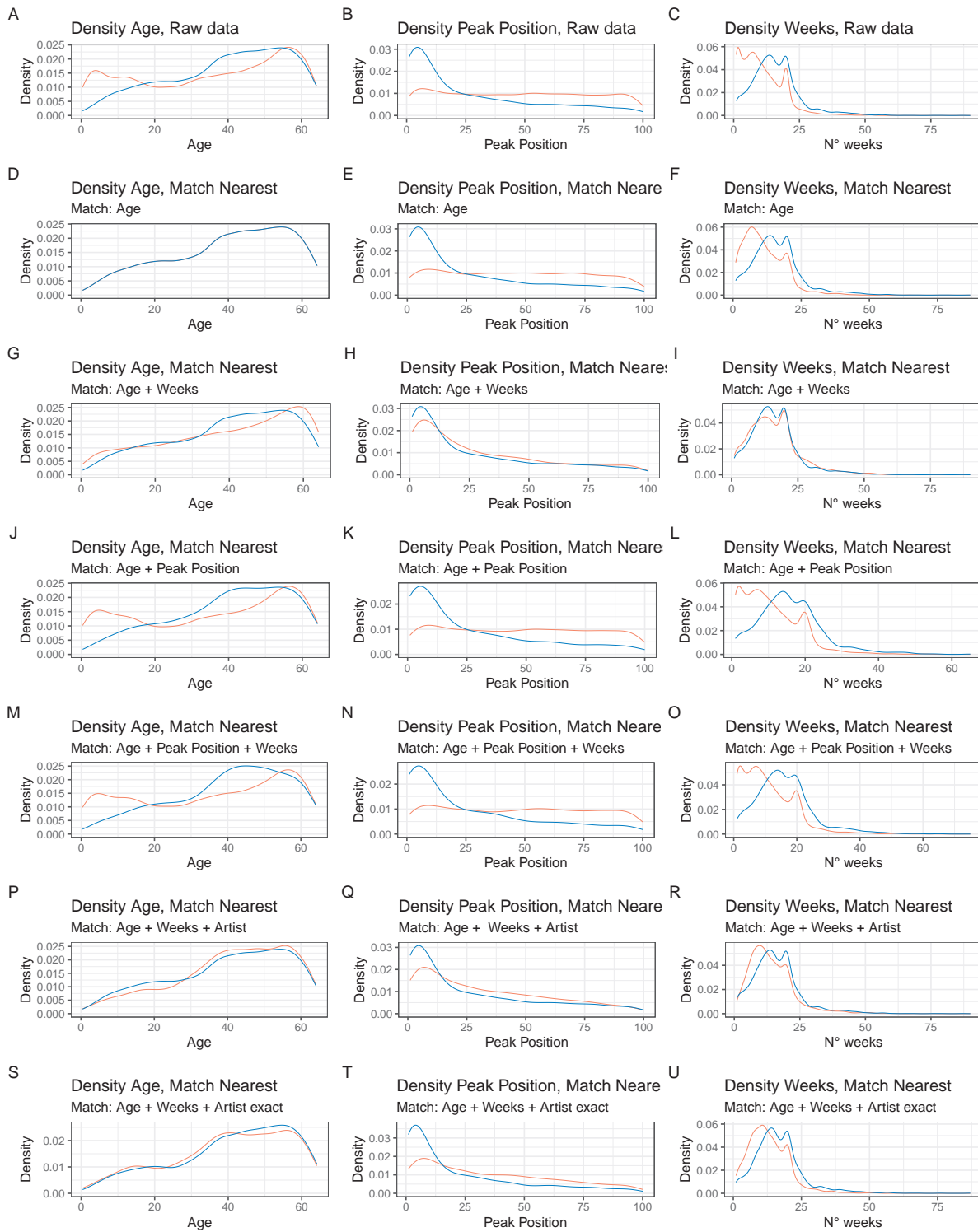


Figure B7. Diferentes configuraciones de variables para match con vecino más cercano.

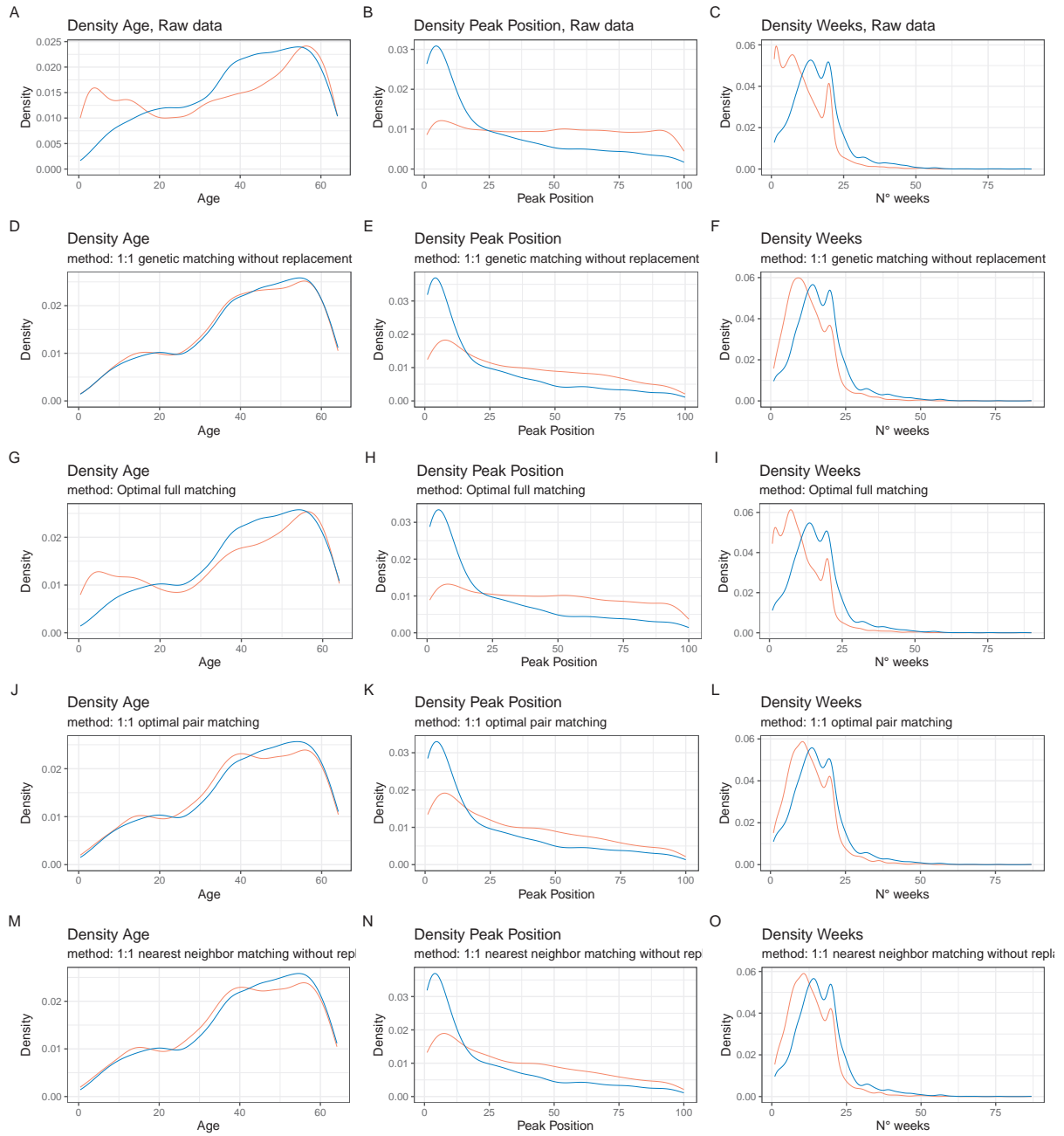


Figure B8. Diferentes métodos de matching

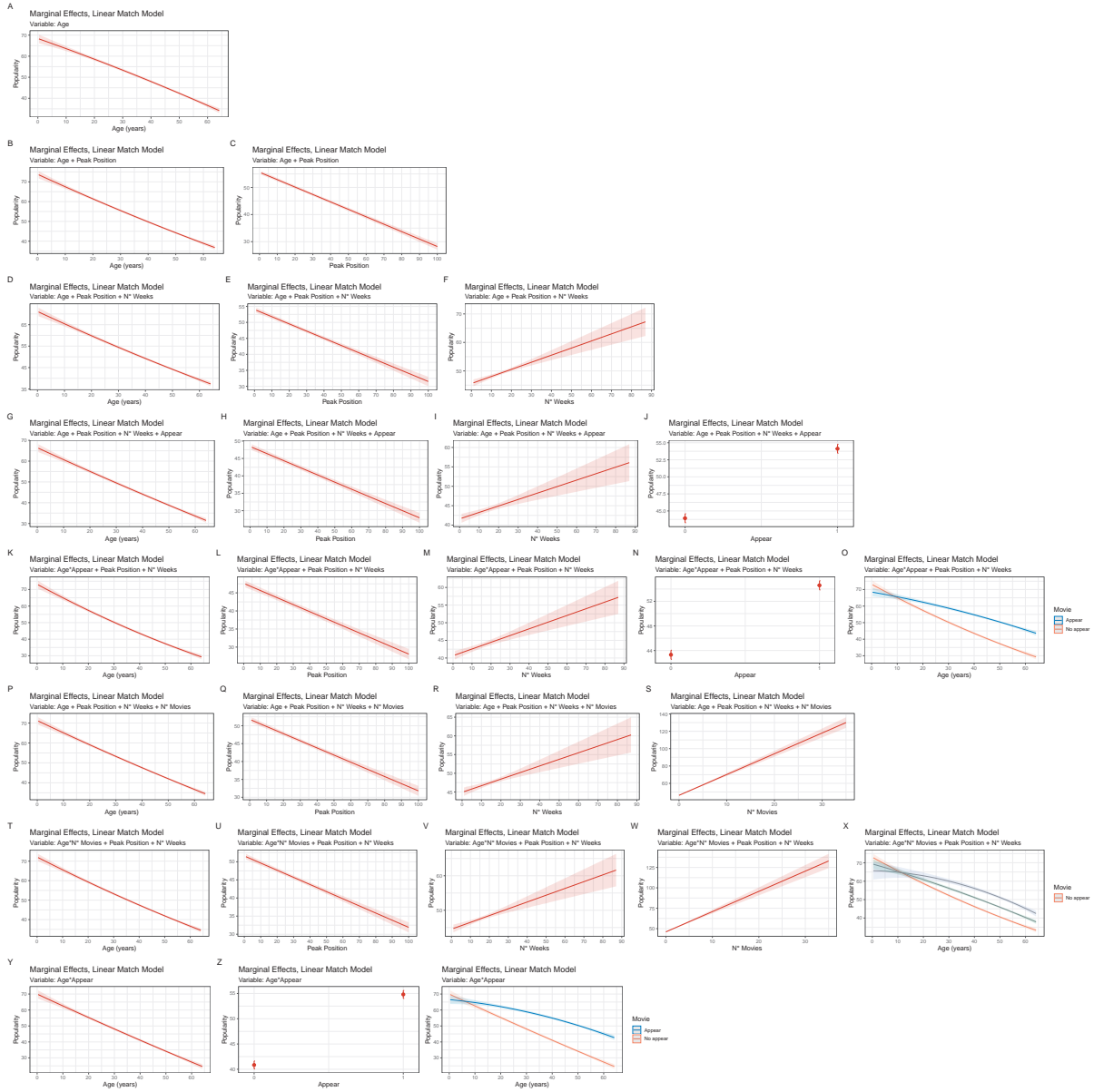


Figure B9. Efectos Marginales de Modelos con Datos Emparejados para cada una de las variables de cada modelo.

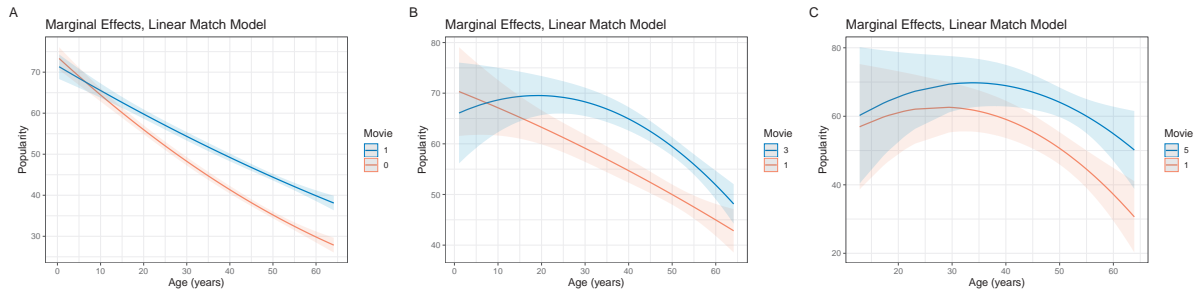


Figure B10. Efectos Marginales, para 1 vs 3 películas y 1 vs 5 películas