Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
ICADE

Cuando la calle viste de lujo: los nuevos códigos de deseo en la Generación Z

Autor: Candela Fernández Martínez
Director: Verónica Rosendo Ríos

Índice

1. Abstract 1
2. Introducción 1
3. Marco teórico 2
   3.1. La industria del lujo y la Gen Z 2
   3.2. Factores que afectan a la actitud hacia la marca e intención de compra, de la Gen Z 5
      3.2.1. Streetwear y la moda urbana en el lujo 5
      3.2.2. Colaboraciones entre marcas y co-branding en el lujo contemporáneo 7
      3.2.3. Cultura del drop y consumo limitado 9
      3.2.4. Precio percibido y lujo accesible 12
4. Variables e indicadores 14
5. Modelo conceptual 16
6. Metodología 16
   6.1. Modelo no supervisado: análisis cualitativo exploratorio 16
      6.1.1. Objetivo y diseño del análisis cualitativo 16
      6.1.2. Preparación y análisis 17
      6.1.3. Identificación de ejes discursivos mediante LDA 22
   6.2. Modelo supervisado 25
   6.2.1. Muestra y procedimiento de recogida de datos 25
      6.2.2. Construcción de variables y fiabilidad de las escalas 26
      6.2.3. Análisis descriptivo de las variables 27
      6.2.4. Análisis de correlaciones 28
      6.2.5. Modelo 1: actitud hacia la marca como variable dependiente 28
      6.2.6. Modelo 2: modelos de intención de compra sin y con mediación de la actitud 30
      6.2.7. Análisis de mediación de la actitud hacia la marca 34
      6.2.8. Análisis adicional de robustez: desglose del bloque precio 35
   6.3. Contraste de hipótesis 36
7. Recomendaciones 38
8. Limitaciones del estudio y futuras líneas de investigación 39
9. Conclusiones 40
10. Anexos 42
   10.1. Código en R: análisis cualitativo 42
   10.2. Código en Python: modelos cuantitativos 44
11. Bibliografía 75

1. Abstract

Este Trabajo de Fin de Grado analiza qué factores influyen en la actitud hacia la marca y en la intención de compra de la Generación Z dentro del sector del lujo. En concreto, estudia el papel del streetwear, el co-branding, la cultura del drop y el precio percibido o lujo accesible como nuevos códigos de deseo en el lujo contemporáneo. Para ello, se adopta una metodología mixta. En una primera fase, se realiza un análisis cualitativo exploratorio a partir de un focus group y dos entrevistas en profundidad, con el objetivo de identificar los principales ejes discursivos que se asocian al lujo actual. En una segunda fase, se lleva a cabo un análisis cuantitativo confirmatorio mediante una encuesta con 102 respuestas obtenidas y varios modelos de regresión lineal múltiple. Los resultados muestran que el streetwear es el factor con mayor capacidad explicativa sobre la actitud hacia la marca, mientras que el co-branding y la cultura del drop influyen tanto en la actitud como en la intención de compra. En conjunto, el estudio sugiere que, para la Generación Z, el lujo contemporáneo se construye principalmente en torno a factores simbólicos, culturales y experienciales, por encima de la dimensión estrictamente económica del precio.

Palabras clave: lujo, Generación Z, actitud hacia la marca, intención de compra, streetwear, co-branding, cultura del drop, exclusividad, lujo accesible, precio percibido, branding de lujo, comportamiento del consumidor.

Keywords: luxury, Generation Z, brand attitude, purchase intention, streetwear, co-branding, drop culture, exclusivity, affordable luxury, perceived price, luxury branding, consumer behavior.

2. Introducción

El lujo ya no significa exactamente lo mismo que hace unos años. Durante mucho tiempo se entendió como algo reservado a unos pocos: caro, exclusivo y muy ligado al estatus. Sin embargo, ese significado se ha ido transformando, especialmente entre los consumidores más jóvenes. En el caso de la Generación Z, el lujo ya no se valora solo por su precio o por la imagen de prestigio que proyecta, sino también por su capacidad para conectar con la identidad del consumidor, transmitir autenticidad y formar parte de una experiencia con sentido.

En este nuevo contexto, muchas marcas de lujo han empezado a incorporar códigos que tradicionalmente parecían ajenos a su universo. La estética del streetwear**,** las colaboraciones entre marcas**,** los lanzamientos limitados tipo drop o la idea de un lujo más accesible han pasado a formar parte del lenguaje habitual del sector. Estas estrategias no solo buscan rejuvenecer la imagen de marca,

sino también conectar con una generación que consume de forma más cultural, más digital y más simbólica.

A partir de este contexto, el trabajo analiza qué factores influyen realmente en la actitud hacia la marca y en la intención de compra de la Generación Z dentro del lujo contemporáneo**.** Para responderla, se construye un modelo explicativo que combina una fase cualitativa exploratoria con una fase cuantitativa confirmatoria. El objetivo no es solo identificar qué variables resultan relevantes, sino también entender de qué manera operan y qué papel desempeña la actitud hacia la marca dentro de ese proceso.

3. Marco teórico

3.1. La industria del lujo y la Gen Z

El concepto de lujo ha atravesado una transformación profunda en las últimas décadas. Tradicionalmente, se asociaba a la riqueza, la ostentación y el acceso restringido a bienes exclusivos que funcionaban como símbolos de estatus social (Mabuni, 2017). El lujo representaba poder, distinción y rareza, atributos que reforzaban su carácter aspiracional y su distancia respecto al consumo ordinario. Sin embargo, en la actualidad este significado se ha ampliado y reconfigurado. El lujo ya no se interpreta únicamente a partir del precio elevado o de la exclusividad material, sino también desde su capacidad para construir significado, generar identificación y conectar con los códigos culturales de los consumidores más jóvenes.

En este contexto, la Generación Z, nacida aproximadamente entre 1995 y 2010, adquiere una especial relevancia (Estrada et al., 2021). Esta generación ha crecido en un entorno digitalizado, marcado por la inmediatez de la información, la centralidad de las redes sociales y la exposición constante a nuevas formas de expresión estética y cultural. Como consecuencia, su relación con las marcas tiende a ser más participativa, simbólica y emocional. Para estos consumidores, el lujo no se limita a la posesión de objetos costosos, sino que funciona como un medio para expresar identidad, pertenencia y afinidad con determinados estilos de vida. En otras palabras, el lujo contemporáneo deja de entenderse únicamente como acumulación material y pasa a operar como un lenguaje de autoexpresión y diferenciación cultural (Mabuni, 2017).

Esta transformación resulta especialmente visible en la forma en que los jóvenes interpretan las marcas de lujo. Para la Generación Z, una marca no solo vende un producto, sino también una narrativa, una estética y una posición dentro de la cultura. Los consumidores jóvenes utilizan las marcas como herramientas para proyectar quiénes son, qué les interesa y a qué comunidades simbólicas desean

pertenecer. Por ello, la actitud hacia una marca de lujo depende cada vez más de su capacidad para resultar auténtica, actual y coherente con los códigos culturales que circulan en los espacios digitales y sociales donde esta generación construye sus referencias (Estrada et al., 2021).

Este cambio también se relaciona con la evolución del consumo de estatus. Eastman et al. (1999) explicaban que determinados bienes se consumen no solo por su utilidad funcional, sino por el prestigio que proyectan hacia los demás. No obstante, en el caso de la Generación Z, esta búsqueda de estatus adopta formas distintas a las tradicionales. El reconocimiento social ya no depende exclusivamente de poseer productos caros o inaccesibles, sino de mostrar criterio, creatividad, autenticidad y conexión con los códigos culturales del momento. Así, el estatus pasa de basarse exclusivamente en la ostentación a vincularse también con la capacidad de elegir marcas, productos y experiencias que comuniquen una identidad diferenciada.

Dentro de esta transformación del lujo, el streetwear ha ganado un papel muy relevante. Su entrada en la alta gama ha acercado dos mundos que antes parecían separados: la moda urbana y el lujo tradicional. Esta corriente, vinculada a la cultura urbana, la comodidad y la autoexpresión, ha permitido que las marcas de lujo incorporen códigos más cercanos a los consumidores jóvenes (Patel & Mehta, 2021). A través de una estética más informal, creativa y conectada con la calle, el streetwear ha contribuido a renovar la imagen del lujo y a hacerlo más próximo a una generación que no siempre se identifica con los símbolos clásicos de exclusividad (Cabigiosu, 2020). Para la Generación Z, estas propuestas resultan atractivas porque se perciben como más actuales, expresivas y auténticas, atributos que han adquirido un peso creciente en sus valores de consumo (Sherina & Selamat, 2023). Por ello, el streetwear no debe entenderse solo como una tendencia estética, sino como una vía a través de la cual el lujo contemporáneo se adapta a nuevas formas de deseo, identidad e identificación generacional.

Junto al streetwear, las colaboraciones entre marcas se han convertido en una forma muy eficaz de renovar el atractivo del lujo. Cuando una firma de lujo se une a una marca procedente de otro ámbito, como el deporte, la moda urbana o la cultura popular, no solo crea un producto nuevo, sino también una historia que genera conversación y despierta interés. Para los consumidores jóvenes, este tipo de alianzas puede hacer que el lujo se perciba como más actual, más creativo y más conectado con su entorno cultural.

Sin embargo, no todas las colaboraciones funcionan igual. Su impacto depende en gran medida de que exista un encaje claro entre las marcas que participan. Cuando la unión tiene sentido y se percibe como coherente, puede reforzar la imagen de la marca y aumentar el deseo hacia el producto. En cambio,

cuando parece forzada o simplemente comercial, puede generar el efecto contrario y restar credibilidad a la propuesta. Por ello, el co-branding resulta especialmente relevante en este trabajo, ya que permite analizar cómo la Generación Z valora la capacidad de las marcas de lujo para abrirse a nuevos códigos culturales sin perder autenticidad ni prestigio.

La cultura del drop y los lanzamientos limitados también forman parte de esta nueva lógica de consumo. Frente al modelo tradicional basado en colecciones estables y disponibilidad continuada, los drops introducen escasez, urgencia y expectativa, al consistir en lanzamientos de productos en cantidades reducidas y durante un periodo limitado (Dimitrova et al., 2018). Su atractivo se apoya en el principio de escasez, según el cual los consumidores tienden a percibir un bien como más valioso cuando su disponibilidad es limitada o su acceso resulta restringido (Radón, 2012). Además, el valor del drop no reside solo en la limitación del producto, sino también en la experiencia social que se genera alrededor del lanzamiento: esperar, competir por acceder, compartir el momento y formar parte de una comunidad que reconoce el valor simbólico de haber conseguido una pieza concreta. En este sentido, la escasez deja de ser únicamente una característica material del lujo y pasa a convertirse en una experiencia temporal, digital y compartida, reforzada por dinámicas como el miedo a quedarse fuera y el comportamiento de imitación entre consumidores (Asif, 2020).

Por otro lado, el precio sigue siendo un elemento central en la percepción del lujo, aunque su significado se ha vuelto más complejo. Históricamente, el precio elevado ha funcionado como una señal de exclusividad y como una barrera de acceso, reforzando la idea de que el lujo pertenece a un ámbito aspiracional y restringido (Kapferer et al., 2014). Sin embargo, el valor percibido de un producto de lujo no depende únicamente de su precio, sino también de otros elementos como la calidad, la utilidad, el significado individual y el reconocimiento social que el consumidor asocia a la marca (Wiedmann et al., 2007). En este contexto, el denominado lujo accesible no implica necesariamente una pérdida de prestigio, siempre que el producto conserve atributos asociados a la calidad, al estatus percibido y a la aspiracionalidad de la marca (Jing et al., 2022). Por ello, el precio ya no funciona solo como indicador económico, sino también como una señal que el consumidor interpreta en relación con el valor, la coherencia y la credibilidad de la propuesta de lujo.

En conjunto, estos cambios muestran que el lujo contemporáneo se construye cada vez más a través de códigos culturales, simbólicos y experienciales. La Generación Z no rechaza necesariamente la exclusividad, el prestigio o el precio elevado, pero los interpreta desde parámetros distintos a los del lujo tradicional. Para esta generación, una marca de lujo resulta más atractiva cuando consigue combinar deseabilidad, autenticidad, actualidad cultural y capacidad de identificación. En

consecuencia, comprender su intención de compra exige analizar no solo atributos objetivos del producto, sino también la actitud que se genera hacia la marca a partir de elementos como el streetwear, las colaboraciones, los lanzamientos limitados y la percepción de precio justo o accesible.

Por todo ello, este trabajo parte de la premisa de que los nuevos códigos del lujo no sustituyen completamente a los tradicionales, sino que los reformulan. El lujo continúa vinculado al deseo, la exclusividad y el prestigio, pero estos atributos se expresan hoy a través de lenguajes más cercanos a la cultura urbana, la colaboración creativa, la escasez planificada y la búsqueda de coherencia entre precio y valor percibido. Desde esta perspectiva, el estudio analiza cómo estos factores influyen en la actitud hacia la marca y en la intención de compra de la Generación Z dentro del sector del lujo contemporáneo.

3.2. Factores que afectan a la actitud hacia la marca e intención de compra, de la Gen Z

3.2.1. Streetwear y la moda urbana en el lujo

El streetwear surge como una corriente alejada de los códigos tradicionales de la moda de lujo, históricamente asociados a la exclusividad, la formalidad y la distinción social. Frente a ese imaginario más clásico, el streetwear se caracteriza por prendas casuales y cómodas, como camisetas estampadas, sudaderas, pantalones anchos o deportivas, y por una estética vinculada a la cultura urbana. Sin embargo, su relevancia no se limita a una cuestión estética. Patel y Mehta (2021) señalan que el streetwear debe entenderse como un movimiento cultural asociado a la autoexpresión, la pertenencia y la resistencia frente a normas sociales establecidas.

Este movimiento tiene sus raíces en espacios culturales como el hip-hop, el skateboarding y la cultura juvenil californiana de las décadas de 1980 y 1990. A partir de estos orígenes, el streetwear fue consolidándose progresivamente como una forma de expresión social y cultural, hasta convertirse en un componente central del sistema de la moda contemporánea (Patel & Mehta, 2021). Su evolución resulta especialmente relevante para el lujo, ya que introduce códigos visuales y simbólicos que tradicionalmente no formaban parte de este universo, pero que hoy resultan esenciales para conectar con consumidores más jóvenes.

La incorporación del streetwear al lujo se relaciona con el desarrollo del llamado new luxury, entendido como una forma de consumo que combina calidad, creatividad, accesibilidad simbólica y relevancia cultural. En este contexto, firmas como Louis Vuitton, Off-White o Balenciaga han integrado elementos propios de la moda urbana en sus colecciones, renovando su identidad visual y acercándose a públicos que quizá no se identificaban con los códigos más formales del lujo tradicional (Cabigiosu, 2020). De este modo, el streetwear permite a las marcas de lujo actualizar su

imagen sin abandonar necesariamente su dimensión aspiracional.

Además, el crecimiento del streetwear ha estado estrechamente vinculado al entorno digital. Las redes sociales y los creadores de contenido han transformado la manera en que se difunden las tendencias, desplazando parcialmente a los medios tradicionales como principales referentes de estilo. En este escenario, la Generación Z no actúa únicamente como receptora pasiva de la moda, sino como participante activa en la construcción y legitimación de significados culturales. Patel y Mehta (2021) destacan que los jóvenes comparten, reinterpretan y viralizan estilos a través de comunidades digitales, reforzando así el carácter colectivo e identitario del streetwear.

En este sentido, el atractivo del streetwear para la Generación Z no reside solo en su apariencia, sino en los valores que transmite. Sherina y Selamat (2023) señalan que atributos como la comodidad y la autenticidad adquieren una importancia central, en contraste con formas de consumo más ostentosas o rígidamente vinculadas al estatus. Esta lógica encaja con una generación que tiende a valorar las marcas no solo por su prestigio, sino también por su capacidad para representar una identidad, una actitud y una forma de pertenecer a determinados códigos culturales.

Por ello, cuando las marcas de lujo incorporan elementos del streetwear, no basta con reproducir una estética urbana de manera superficial. La integración debe percibirse como auténtica y coherente con la identidad de la marca. Si el uso del streetwear se interpreta como forzado o meramente oportunista, puede generar rechazo o debilitar la credibilidad de la propuesta. En cambio, cuando la marca consigue adaptar estos códigos de forma natural, puede reforzar su cercanía con los consumidores jóvenes y mejorar su valoración general.

Por otra parte, el streetwear ha contribuido a desdibujar las fronteras entre la alta costura y la moda cotidiana. Cabigiosu (2020) destaca que esta evolución ha dado lugar a un consumidor que combina prendas de lujo con piezas más accesibles, construyendo estilos híbridos en los que conviven aspiración, comodidad y expresión personal. En consecuencia, la moda urbana ha redefinido parte de los códigos visuales del lujo y ha favorecido una imagen de marca más cercana a la cultura popular y a las formas de identificación propias de la Generación Z.

Por lo tanto, se podría plantear que la incorporación del streetwear al lujo no actúa únicamente como un recurso estético, sino como un mecanismo de actualización simbólica de la marca. Cuando esta integración se percibe como auténtica y coherente, puede mejorar la actitud hacia la marca al hacerla más actual, cercana y culturalmente relevante para los consumidores jóvenes. Del mismo modo, esa mayor identificación con la propuesta puede traducirse en una mayor predisposición a comprar

productos de lujo que incorporen códigos urbanos. Por ello, se formulan las siguientes hipótesis:

H1a: La valoración positiva de la incorporación del streetwear y de su autenticidad percibida en el lujo influirá positivamente en la actitud hacia la marca.
H1b: La valoración positiva de la incorporación del streetwear y de su autenticidad percibida en el lujo influirá positivamente en la intención de compra.

3.2.2. Colaboraciones entre marcas y co-branding en el lujo contemporáneo

En el contexto actual del lujo, las colaboraciones entre marcas se han convertido en una de las estrategias más potentes para conectar con los consumidores jóvenes, especialmente con la Generación Z. A diferencia de las alianzas tradicionales que se centraban únicamente en la visibilidad, las colaboraciones modernas buscan generar un valor emocional, cultural y simbólico. Marcas de lujo como Louis Vuitton, Gucci o Prada han comprendido que, para seguir siendo relevantes, deben asociarse con socios que les aporten frescura, creatividad y acceso a nuevos públicos (Alexander & Contreras, 2016). Estas colaboraciones surgen cuando dos o más marcas con identidad propia se unen para crear un producto o experiencia conjunta que conserve la esencia de cada una (Yu et al., 2021). Pueden darse entre firmas del mismo sector, como ocurre frecuentemente en la moda, o entre industrias distintas, en lo que se conoce como *inter-industry creative collaborations*. Este segundo tipo resulta especialmente atractivo para el lujo, ya que permite combinar el saber hacer de una firma de alta gama con la innovación, el alcance o la accesibilidad de una marca de un ámbito diferente (Alexander & Contreras, 2016).

Las razones que impulsan a las marcas de lujo a colaborar son múltiples. En primer lugar, buscan diferenciarse en un mercado saturado, introduciendo elementos de creatividad y sorpresa que despierten el interés del consumidor. En segundo lugar, las colaboraciones permiten ampliar el alcance de la marca, llegando a segmentos más jóvenes sin renunciar a su prestigio. Finalmente, estas alianzas sirven como vía para entrar en nuevas categorías de producto y reforzar la percepción de innovación (Alexander & Contreras, 2016). De hecho, investigaciones recientes han demostrado que la colaboración adecuada puede mejorar la percepción de calidad y el valor simbólico del producto, además de fortalecer el vínculo emocional del consumidor con la marca (Riznal & Syafrizal, 2020). En el caso de la Generación Z, estas asociaciones actúan como señales de autenticidad y apertura cultural: atributos fundamentales para conectar con un público que valora la diversidad, la creatividad y la inclusión.

Uno de los factores más determinantes en el éxito de una colaboración es el grado de compatibilidad o *fit* entre las marcas implicadas. Este concepto hace referencia al nivel de coherencia entre los valores,

la imagen y la propuesta de ambas firmas. Según Wang et al. (2012), tanto el *brand fit* (coherencia en la identidad y posicionamiento) como el *product fit* (compatibilidad en la categoría de producto) influyen directamente en cómo el consumidor percibe la alianza y en la forma en que evalúa el producto resultante. Cuando las marcas comparten un estatus similar o una imagen complementaria, los efectos suelen ser positivos: se refuerza el valor de marca, mejora la intención de compra y aumenta la familiaridad del consumidor con el lujo. Por el contrario, una colaboración mal alineada puede dañar la reputación del socio de mayor prestigio, como ocurrió con Burberry en la década de los noventa, cuando su estrategia de masificación redujo su percepción de exclusividad (Wang et al., 2012).

Alexander y Contreras (2016) clasifican las colaboraciones de lujo en cuatro grandes tipos. En primer lugar, el *composite branding*, cuando se crea un nuevo nombre conjunto, como en el caso de Louis Vuitton x Supreme. En segundo lugar, el *dual branding*, donde ambas marcas conservan sus nombres, pero comparten un mismo producto o experiencia. El tercer tipo es el *ingredient branding*, en el que una marca actúa como "ingrediente" o elemento distintivo dentro del producto de otra, como ocurre con la colaboración entre L'Oréal y Nestlé en Innéov. Por último, se encuentra el *sponsorship* o *experiential marketing*, donde el lujo se asocia a eventos culturales o experiencias inmersivas (Alexander & Contreras, 2016). Cada modalidad persigue objetivos distintos, como aumentar notoriedad, generar diferenciación o penetrar en nuevos mercados, pero todas comparten un mismo principio: aprovechar los valores simbólicos de cada marca para crear una propuesta única, capaz de generar conversación y deseo.

El estudio de Yu et al. (2021) muestra que los consumidores jóvenes valoran especialmente las colaboraciones entre marcas de lujo y firmas deportivas o de *streetwear*, como Louis Vuitton con Nike o Supreme. Estos casos logran un equilibrio ideal entre exclusividad y accesibilidad, ofreciendo productos que combinan el estatus del lujo con la funcionalidad y la estética urbana (Yu et al., 2021). Según los resultados, la combinación lujo-deporte o lujo-*streetwear* genera la mayor intención de compra y la mejor percepción de deseabilidad. Además, los consumidores prefieren colaboraciones percibidas como exclusivas, pero de precio moderado, lo que sugiere que la Generación Z busca experiencias de lujo democratizadas, aunque no masivas. Por otra parte, se ha demostrado que las colaboraciones pueden aumentar la familiaridad con el lujo entre consumidores que no pertenecían tradicionalmente a su público, ampliando así el reconocimiento de marca y creando un efecto aspiracional que alimenta futuras compras (Yu et al., 2021).

El impacto del *co-branding* sobre la imagen de marca depende de la calidad percibida del socio y de la coherencia del mensaje conjunto. Cuando el encaje es alto, ambas marcas se benefician: la de lujo

gana relevancia cultural y la otra adquiere prestigio (Wang et al., 2012). Sin embargo, una colaboración incoherente puede producir un efecto de contagio negativo, deteriorando la confianza o el prestigio acumulado. En este sentido, Riznal y Syafrizal (2020) confirman que una estrategia de *co-branding* bien diseñada incrementa significativamente el *brand equity*, es decir, el conjunto de asociaciones, lealtad y notoriedad que el consumidor atribuye a la marca. Además, los resultados muestran que el aumento del *brand equity* fortalece la preferencia de marca y, en consecuencia, la intención de compra (Riznal & Syafrizal, 2020). Este efecto cadena demuestra que las colaboraciones pueden actuar como catalizador para rejuvenecer la marca, aumentar la conexión emocional y consolidar la fidelidad de los consumidores más jóvenes.

A pesar de sus beneficios, las colaboraciones también conllevan riesgos. La sobreexposición o la repetición excesiva de alianzas puede erosionar la sensación de exclusividad que define al lujo. Además, cuando el socio no comparte valores o estándares de calidad similares, el resultado puede confundir al consumidor o debilitar la coherencia del posicionamiento (Wang et al., 2012). La clave, según Alexander y Contreras (2016), reside en mantener un equilibrio entre innovación y coherencia, de modo que la colaboración sorprenda sin traicionar la identidad esencial de la marca. Para la Generación Z, lo importante no es solo el producto, sino el relato que lo acompaña: la historia de creatividad, inclusión y propósito que la colaboración es capaz de transmitir.

H2a: El encaje percibido en las colaboraciones entre marcas de lujo y otras marcas influirá positivamente en la actitud hacia la marca.
H2b: El encaje percibido en las colaboraciones entre marcas de lujo y otras marcas influirá positivamente en la intención de compra.

3.2.3. Cultura del drop y consumo limitado

En la última década, la cultura del drop se ha consolidado como uno de los fenómenos más representativos del cambio en los patrones de consumo del lujo y la moda urbana. Este concepto, originado en el ámbito del streetwear, consiste en lanzar productos en cantidades reducidas y durante un periodo limitado, generando expectación social y digital en torno al momento del lanzamiento (Dimitrova et al., 2018). De este modo, la compra deja de entenderse únicamente como una transacción individual y pasa a convertirse en una experiencia breve, compartida y cargada de valor simbólico.

El atractivo de los drops se apoya principalmente en el principio de escasez. Según Radón (2012), los consumidores tienden a percibir un bien como más valioso cuando su disponibilidad es limitada y su acceso resulta restringido. En el ámbito de la moda y el lujo, esta lógica se traduce en lanzamientos que generan urgencia, deseo y sensación de exclusividad. La limitación temporal y cuantitativa del

producto refuerza la percepción de rareza y convierte el acceso al artículo en una señal de diferenciación frente al resto de consumidores.

Las ediciones limitadas constituyen, por tanto, el motor de esta cultura. Las marcas recurren a ellas para renovar su imagen, mantener la atención del público y generar conversación alrededor de cada lanzamiento. A diferencia de las estrategias de marketing basadas en la disponibilidad continua, la cultura del drop se apoya en lo fugaz, lo inesperado y lo difícil de conseguir como herramientas para activar el deseo del consumidor (Dörnyei, 2020). En este sentido, el valor del producto no procede únicamente de sus características materiales, sino también de la experiencia de acceso y de la percepción de oportunidad limitada que lo rodea.

La investigación de Choi et al. (2016) permite entender el impacto psicológico de esta estrategia. Según estos autores, la posibilidad de obtener productos limitados puede aumentar la competitividad entre consumidores y hacer que dichos productos se asocien con mayor popularidad y atractivo. No obstante, esta lógica también implica riesgos: si la escasez se percibe como excesiva o artificial, puede generar frustración y deteriorar la relación con la marca. Por ello, la eficacia del drop depende de la capacidad de la firma para equilibrar exclusividad, deseo y accesibilidad percibida.

En el universo del lujo, esta estrategia resulta especialmente relevante porque permite resolver una tensión central del sector: crecer y atraer nuevos públicos sin perder la percepción de exclusividad que sustenta el valor de la marca. Radón (2012) señala que las firmas de alta gama deben mantener la sensación de rareza incluso cuando buscan ampliar su alcance. En este contexto, la escasez controlada permite conservar el componente aspiracional del lujo y, al mismo tiempo, generar eventos de consumo capaces de captar la atención de consumidores jóvenes y de los medios digitales.

Un factor adicional que explica el éxito de esta cultura es el Fear of Missing Out, o miedo a quedarse fuera. Asif (2020) sostiene que los consumidores pueden sentir la necesidad de participar en determinadas experiencias para no quedar excluidos de aquello que su grupo social considera relevante. Aplicado a los drops, este fenómeno ayuda a explicar por qué los lanzamientos limitados generan respuestas rápidas e intensas: el consumidor no solo desea el producto, sino también formar parte del momento social que se construye alrededor de él. Así, la compra se vincula con pertenencia, reconocimiento y validación colectiva.

Esta dinámica se refuerza mediante el comportamiento de imitación o herd behaviour. Según Asif (2020), los consumidores tienden a seguir las decisiones de otros cuando perciben que esas elecciones aportan estatus o integración social. En el caso de los drops, la visibilidad del lanzamiento en redes

sociales intensifica este efecto: ver que otros consumidores esperan, compran o comparten el producto puede aumentar el deseo de participar en la misma experiencia. Por ello, plataformas como Instagram, TikTok o Discord se convierten en espacios clave para amplificar la expectación y transformar el lanzamiento en un acontecimiento cultural.

Aunque los drops pueden aparecer asociados a colaboraciones entre marcas, especialmente en el cruce entre lujo y streetwear, el elemento central de esta estrategia no es el co-branding en sí mismo, sino la escasez planificada y la temporalidad del acceso. Algunos lanzamientos conjuntos, como Louis Vuitton x Supreme, muestran cómo las ediciones limitadas pueden unir universos culturales distintos y generar gran visibilidad (Dimitrova et al., 2018). Sin embargo, dentro de este apartado el foco recae en la lógica del lanzamiento limitado: la capacidad de la escasez, la urgencia y la exclusividad temporal para aumentar el atractivo percibido del producto y de la marca.

Dörnyei (2020) añade que las estrategias de edición limitada no se restringen únicamente a la moda, sino que pueden aplicarse al diseño, al envase o a la propia experiencia de compra. En todos los casos, su función consiste en aportar singularidad, reforzar el posicionamiento de marca y activar una respuesta más inmediata por parte del consumidor. Así, la edición limitada no solo comunica exclusividad, sino que también transforma el consumo en una experiencia más emocional y participativa.

En conjunto, la cultura del drop redefine la forma en que se construye el deseo en el lujo contemporáneo. Para la Generación Z, el atractivo de estos lanzamientos no reside únicamente en poseer un producto limitado, sino en participar en una experiencia socialmente visible, temporalmente exclusiva y simbólicamente diferenciadora. El drop convierte el acceso al producto en parte del valor de la marca: cuanto más limitado, esperado y comentado es el lanzamiento, mayor puede ser su capacidad para generar interés, conversación y deseo.

Entonces, podríamos decir que la valoración positiva de la cultura del drop influye en la actitud hacia la marca porque hace que esta sea percibida como más dinámica, actual, exclusiva y culturalmente relevante. Del mismo modo, la escasez y la limitación temporal pueden aumentar la intención de compra, al generar urgencia, deseo de acceso y miedo a perder una oportunidad única. Por ello, se formulan las siguientes hipótesis:

H3a: La valoración positiva de la cultura del drop, la escasez y los lanzamientos limitados influirá positivamente en la actitud hacia la marca.
H3b: La valoración positiva de la cultura del drop, la escasez y los lanzamientos limitados influirá

positivamente en la intención de compra.

3.2.4. Precio percibido y lujo accesible

En el sector del lujo, el precio ha sido históricamente un componente clave que va más allá de lo meramente económico. Durante décadas, el precio elevado ha funcionado como una señal de exclusividad, escasez y diferenciación, contribuyendo a posicionar los productos de lujo como bienes aspiracionales y de acceso restringido. En este sentido, el precio no solo indica cuánto cuesta un producto, sino también qué lugar ocupa dentro del imaginario del lujo y qué tipo de valor simbólico proyecta sobre quien lo consume (Wiedmann et al., 2007).

Sin embargo, en el contexto actual, esta relación entre precio y lujo se ha vuelto más compleja. Los consumidores jóvenes no interpretan necesariamente el precio elevado como una garantía automática de prestigio, sino que tienden a evaluarlo en relación con el valor percibido que ofrece la marca. Por ello, el precio debe estar justificado por atributos como la calidad, el diseño, la imagen, la experiencia y la coherencia de la propuesta. Desde esta perspectiva, el consumidor no rechaza necesariamente pagar precios altos, pero sí cuestiona aquellos precios que percibe como desconectados del valor real o simbólico del producto (Wiedmann et al., 2007).

Este cambio se relaciona con el desarrollo del llamado affordable luxury, una categoría que combina aspiración y accesibilidad. Según Kapferer et al. (2014), la democratización del lujo ha ampliado el acceso a productos con reconocimiento de marca, diseño y valor aspiracional, sin exigir necesariamente los niveles de exclusividad propios del lujo tradicional más inaccesible. Este fenómeno permite que determinados consumidores se aproximen al universo del lujo a través de productos de entrada, categorías más asequibles o marcas que mantienen una imagen prestigiosa con precios relativamente más moderados.

No obstante, el lujo accesible plantea una tensión importante. Por un lado, permite a las marcas ampliar su base de consumidores y conectar con segmentos más jóvenes. Por otro, puede poner en riesgo la percepción de exclusividad si la accesibilidad se interpreta como masificación o pérdida de prestigio. Por ello, la clave no reside únicamente en ofrecer precios más bajos, sino en mantener un equilibrio entre accesibilidad, aspiracionalidad y coherencia de marca. Un producto puede resultar más accesible sin dejar de ser percibido como lujoso siempre que conserve atributos simbólicos asociados al prestigio, la calidad y la diferenciación (Kapferer et al., 2014).

En esta línea, la percepción de precio justo adquiere una importancia central. Jing et al. (2022) señalan que la relación entre precio y consumidor depende en gran medida de que el precio se perciba como

coherente con el valor ofrecido. Esto no significa que el lujo deba ser barato, sino que el consumidor debe entender por qué el producto cuesta lo que cuesta. Cuando el precio se percibe como razonable en relación con la calidad, el diseño, la innovación o la experiencia asociada a la marca, puede reforzar la confianza y mejorar la evaluación general de la firma.

De forma similar, Haque et al. (2022) destacan que los consumidores jóvenes muestran una sensibilidad al precio basada en el valor. Es decir, no evalúan el precio de forma aislada, sino en función de lo que reciben a cambio. En este sentido, pueden estar dispuestos a pagar más cuando perciben autenticidad, diferenciación y una propuesta de marca coherente, pero tienden a rechazar precios que consideran excesivos o insuficientemente justificados. Por tanto, el precio funciona como una señal de confianza: si está alineado con el valor percibido, puede fortalecer la relación con la marca; si se percibe como arbitrario, puede debilitarla.

Además, se plantea que el precio actúa también como un mensaje que influye en la percepción de la imagen de marca y del valor asociado al lujo. En el sector del lujo, el precio comunica tradición, especialización, calidad y exclusividad, pero esta narrativa solo resulta creíble cuando está alineada con la identidad de la marca y con la experiencia ofrecida al consumidor. Si el precio parece exagerado o desconectado de la propuesta, la percepción de lujo puede deteriorarse. Por ello, las marcas no solo deben comunicar cuánto cuesta un producto, sino también por qué ese precio resulta coherente con el valor que prometen.

A pesar de las oportunidades que ofrece el lujo accesible, mantener la integridad del precio sigue siendo uno de los principales retos para las marcas. Kapferer et al. (2014) advierte que el uso excesivo de descuentos, promociones o estrategias de accesibilidad mal gestionadas puede diluir la sensación de exclusividad y debilitar el valor simbólico de la marca. Cuando un producto supuestamente prestigioso se encuentra fácilmente disponible o se asocia de forma recurrente a rebajas, el precio pierde parte de su función como señal de rareza y diferenciación.

Asimismo, el contexto cultural influye en la manera en que los consumidores interpretan el precio dentro del lujo. Wiedmann et al. (2007) muestran que las motivaciones de consumo de lujo pueden variar entre mercados, de modo que el precio puede adquirir distintos significados según el entorno cultural. En algunos casos, los precios elevados refuerzan la percepción de exclusividad y autenticidad; en otros, los consumidores otorgan mayor importancia a la relación entre precio, funcionalidad y valor percibido. Por ello, las marcas deben diseñar estrategias de precio que mantengan la coherencia global de su posicionamiento, pero que también respondan a las expectativas específicas de sus públicos objetivo.

En conjunto, el precio en el lujo contemporáneo no puede entenderse únicamente como una barrera económica. Sigue siendo una señal de exclusividad y prestigio, pero también opera como un indicador de coherencia, confianza y valor percibido. Para la Generación Z, el atractivo de una marca de lujo no depende solo de que sus productos sean caros, sino de que el precio resulte comprensible, justificado y compatible con la imagen aspiracional de la marca.

A partir de lo anterior, puede plantearse que la percepción de un precio justo y de un lujo accesible sin pérdida de prestigio influye positivamente en la actitud hacia la marca, ya que refuerza la confianza, la coherencia y la valoración general de la firma. Del mismo modo, cuando el consumidor percibe que existe una relación equilibrada entre precio, valor y aspiracionalidad, puede aumentar su predisposición a comprar. Por ello, se formulan las siguientes hipótesis:

H4a: La percepción de un precio justo y de un lujo accesible sin pérdida de prestigio influirá positivamente en la actitud hacia la marca.
H4b: La percepción de un precio justo y de un lujo accesible sin pérdida de prestigio influirá positivamente en la intención de compra.

4. Variables e indicadores

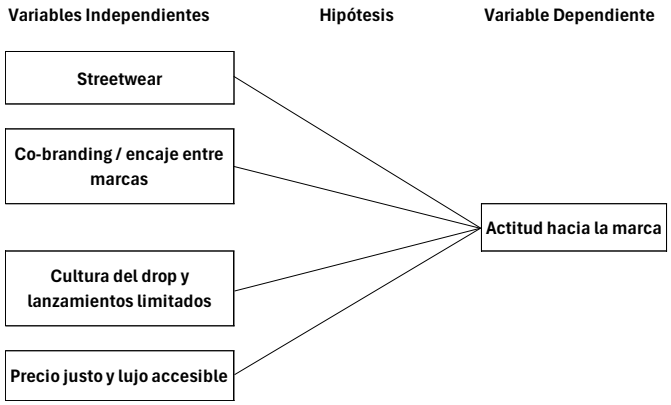
Tabla 1: Variables independientes y sus indicadores

TIPO DE VARIABLE	HIPÓTESIS ASOCIADA	CODIFICACIÓN	INDICADOR	FUENTE
Independiente	H1	STW1	Me gusta que las marcas de lujo incorporen elementos del streetwear.	(Patel & Mehta, 2021)
Independiente	H1	STW2	La mezcla entre lujo y estética urbana hace que una marca de lujo me resulte más atractiva.	(Cabigiosu, 2020)
Independiente	H1	STW3	La integración del streetwear hace que las marcas de lujo parezcan más actuales.	(Patel & Mehta, 2021)
Independiente	H1	STW4	La presencia de códigos de moda urbana mejora mi valoración general de las marcas de lujo.	(Sherina & Selamat, 2023)
Independiente	H1	AUT1	La inspiración streetwear me resulta más atractiva cuando parece auténtica y no forzada.	(Patel & Mehta, 2021)
Independiente	H1	AUT2	La autenticidad de una propuesta streetwear aumenta mis ganas de comprarla.	(Sherina & Selamat, 2023)
Independiente	H1	AUT3	Cuando la influencia del streetwear encaja de forma natural, me siento más inclinado/a a comprar.	(Patel & Mehta, 2021)
Independiente	H1	AUT4	Me atraen más las propuestas de lujo con estética urbana cuando reflejan una identidad genuina.	(Patel & Mehta, 2021)
Independiente	H2	FIT1	Valoro mejor una colaboración cuando percibo coherencia entre las marcas participantes.	(Wang et al., 2012)
Independiente	H2	FIT2	Cuando dos marcas encajan bien, la colaboración me resulta más atractiva.	(Yu et al., 2021)
Independiente	H2	FIT3	El buen encaje entre marcas mejora mi percepción general de la colaboración.	(Alexander & Contreras, 2016)
Independiente	H2	FIT4	Me genera más confianza una colaboración cuando ambas marcas comparten valores o estilos compatibles.	(Riznal & Syafrizal, 2020)
Independiente	H3	DRP1	Los lanzamientos tipo drop me parecen una forma atractiva de presentar nuevos productos.	(Dimitrova et al., 2018)
Independiente	H3	DRP2	La novedad asociada a los drops mejora mi percepción de las marcas de lujo.	(Choi et al., 2016)
Independiente	H3	DRP3	Me gusta que las marcas de lujo lancen productos de forma puntual y sorprendente.	(Dörnyei, 2020)
Independiente	H3	DRP4	Los drops hacen que las marcas de lujo me parezcan más dinámicas y actuales.	(Dörnyei, 2020)
Independiente	H3	ESC1	Cuando un producto está disponible en cantidades limitadas, lo percibo como más exclusivo.	(Radón, 2012)
Independiente	H3	ESC2	La escasez de un lanzamiento aumenta mi deseo de compra.	(Choi et al., 2016)
Independiente	H3	ESC3	Me siento más atraído/a por productos que solo están disponibles durante un tiempo limitado.	(Asif, 2020)
Independiente	H3	ESC4	La exclusividad de los lanzamientos limitados incrementa mi intención de compra.	(Dimitrova et al., 2018)
Independiente	H4	PRJ1	Tengo una mejor opinión de una marca de lujo cuando su precio me parece justificado.	(Kapferer et al., 2014)
Independiente	H4	PRJ2	Percibo de forma positiva a una marca de lujo cuando el precio es coherente con la calidad que ofrece.	(Wiedmann et al., 2007)
Independiente	H4	PRJ3	Un precio razonable en relación con el valor ofrecido mejora mi valoración de la marca.	(Haque et al., 2022)
Independiente	H4	PRJ4	Me genera confianza una marca de lujo cuando entiendo por qué sus productos cuestan lo que cuestan.	(Wiedmann et al., 2007)
Independiente	H4	ACC1	Me interesa más comprar lujo cuando ofrece cierto nivel de accesibilidad sin perder prestigio.	(Kapferer et al., 2014)
Independiente	H4	ACC2	Un precio más moderado puede aumentar mi intención de compra si la marca mantiene su imagen de lujo.	(Kapferer et al., 2014)
Independiente	H4	ACC3	Estoy más dispuesto/a a comprar cuando percibo una buena relación entre aspiración y accesibilidad.	(Wiedmann et al., 2007)
Independiente	H4	ACC4	Un producto puede parecerme lujoso aunque su precio no sea extremadamente alto.	(Haque et al., 2022)
Mediadora		ACT1	En general, las nuevas propuestas del lujo me generan una imagen positiva de marca.	(Wang et al., 2021)
Mediadora		ACT2	Suelo tener una opinión favorable sobre las marcas de lujo que conectan con los códigos actuales de consumo.	(Yu et al., 2021)
Mediadora		ACT3	La innovación en el lujo mejora mi actitud hacia las marcas que la incorporan.	(Alexander & Contreras, 2016)
Mediadora		ACT4	Las marcas de lujo que se adaptan a las nuevas preferencias de los consumidores me resultan más atractivas.	(Riznal & Syafrizal, 2020)

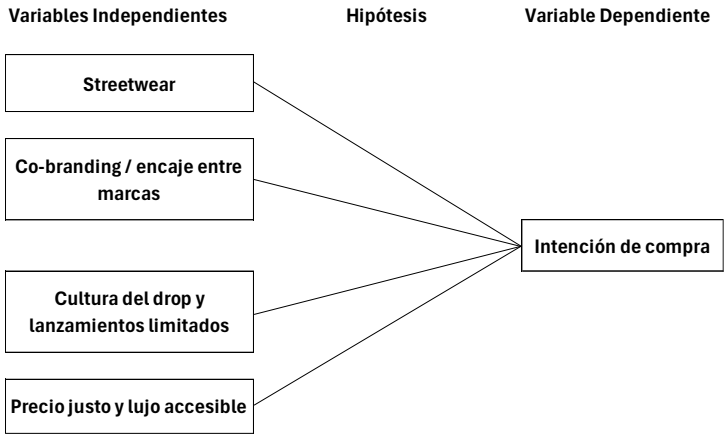
5. Modelo conceptual

Gráfico 1: Modelo Conceptual

Modelo 1



Modelo 2



Variables independientes → actitud hacia la marca (mediadora) → intención de compra

6. Metodología

6.1. Modelo no supervisado: análisis cualitativo exploratorio

6.1.1. Objetivo y diseño del análisis cualitativo

Este bloque tiene como objetivo explorar cómo interpreta la Generación Z el lujo contemporáneo y qué elementos aparecen con más fuerza en su discurso sobre la intención de compra. A través de este análisis cualitativo se busca detectar patrones léxicos y temáticos que sirvan de apoyo al posterior análisis cuantitativo y permitan comprobar si los constructos del modelo teórico están realmente

presentes en las percepciones de los participantes.

Para ello, durante el mes de enero se llevó a cabo una fase exploratoria compuesta por un focus group y dos entrevistas en profundidad. En el focus group participaron ocho jóvenes pertenecientes a la Generación Z, con edades comprendidas entre los 22 y los 27 años. La dinámica se organizó en distintos bloques temáticos vinculados al lujo, la actitud hacia la marca, la intención de compra y las principales variables del estudio. Para complementar esta visión grupal, se realizaron además dos entrevistas en profundidad, una a un hombre de 27 años y otra a una mujer de 26 años, con el fin de recoger percepciones más individuales y matizadas.

6.1.2. Preparación y análisis

Una vez realizado el focus group y las entrevistas en profundidad, se procedió a la transcripción del material obtenido con el fin de construir el corpus de análisis. De este modo, el corpus quedó dividido en cinco bloques temáticos procedentes del focus group (FG1_Streetwear, FG2_Collabs, FG3_Drop, FG4_Precio y FG5_Conexion) y dos entrevistas en profundidad (EP1 y EP2). Esta organización permitió aislar con mayor claridad los distintos núcleos conceptuales del estudio y observar después cómo se distribuían dentro del discurso general de los participantes.

Tabla 2: Estructura básica del corpus

Documento	Types	Tokens	Sentences
FG1_Streetwear	206	495	1
FG2_Collabs	128	270	1
FG3_Drop	157	279	1
FG4_Precio	138	277	1
FG5_Conexion	128	263	1
EP1	335	1047	1
EP2	373	1016	1

Nota: el valor de “Sentences = 1” no significa que cada documento contenga una sola frase, sino que responde al modo en que el texto quedó compactado durante el preprocesamiento. Dado que el análisis se apoya en tokens, frecuencias y coocurrencias, este aspecto no afecta a la interpretación de los

resultados.

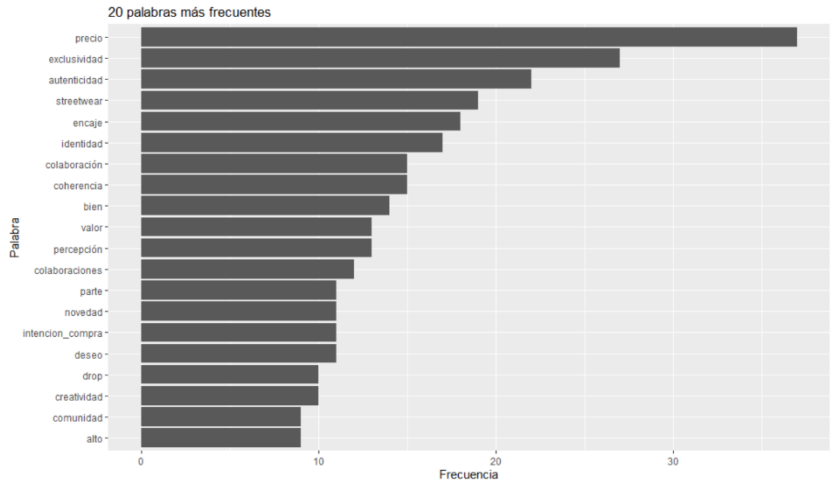
El tratamiento del corpus se realizó en R, mediante técnicas de minería de texto. En una primera fase, todos los documentos se pasaron a minúsculas y se eliminaron elementos que podían introducir ruido: etiquetas de hablantes, signos no informativos, números y caracteres no relevantes. Después, se unificaron algunas expresiones compuestas que conviene conservar como una sola unidad semántica, como intencion_compra. Esta operación es importante porque evita que conceptos centrales del trabajo queden fragmentados durante el análisis.

A continuación, se aplicó una limpieza más fina mediante una lista de *stopwords* en español y otra lista personalizada de términos demasiado frecuentes en la oralidad, pero poco útiles desde el punto de vista interpretativo. En ella se eliminaron, por ejemplo, muletillas y expresiones conversacionales como "o sea", "pues", "claro", "exacto", "totalmente" o "verdad", y también palabras demasiado generales para este contexto, como "marca", "marcas" o "forma". Con ello se pretendía que el peso del corpus recayera en los conceptos con verdadero contenido analítico, y no en elementos propios a la hora de hablar espontáneamente

Después de la limpieza del texto, se construyó una Document-Feature Matrix (DFM), eliminando también aquellos términos que aparecían con muy poca frecuencia. Finalmente, la matriz quedó formada por 7 documentos y 221 términos. Este tamaño resultaba adecuado para realizar un primer análisis de frecuencias, elaborar una nube de palabras y estudiar los bigramas principales antes de aplicar el modelo LDA.

El primer resultado relevante aparece en el análisis de frecuencias. La palabra con mayor presencia en el corpus es precio (37 apariciones), seguida de exclusividad (27), autenticidad (22), streetwear (19) y encaje (18). A continuación, se sitúan identidad (17), coherencia y colaboración (15 cada una), junto con percepción y valor (13), colaboraciones (12) y deseo, intencion_compra y novedad (11 cada una). También aparecen con bastante peso creatividad y drop (10), además de comunidad, atrae y parezca (9), y finalmente pertenencia, escasez, justo y accesible (8).

Gráfico 2: Veinte palabras más frecuentes



Este patrón muestra que el discurso de los participantes no se centra únicamente en el producto, sino también en cómo se construye el deseo alrededor del lujo. En primer lugar, la frecuencia de la palabra precio indica que el componente económico sigue siendo importante, aunque no aparece solo asociado a un coste elevado. En el corpus, el precio se relaciona también con ideas como valor, justicia y accesibilidad, lo que encaja con el bloque teórico sobre precio percibido y lujo accesible. Por tanto, los participantes no solo reconocen que el lujo suele implicar precios altos, sino que también valoran si ese precio está justificado por la calidad, la autenticidad y la coherencia de la marca.

En segundo lugar, la presencia de términos como autenticidad, identidad, coherencia y streetwear refleja que los participantes asocian el lujo contemporáneo con la expresión personal y con la capacidad de la marca para conectar con códigos culturales actuales. Esto está en línea con el marco teórico, donde el streetwear se entiende como una forma de autoexpresión y pertenencia. Así, su integración en el lujo no se percibe solo como una cuestión estética, sino como una forma de acercar la marca a la identidad de la Generación Z.

En tercer lugar, palabras como encaje, colaboración y colaboraciones refuerzan la importancia del co-branding dentro del discurso analizado. Su presencia entre los términos más frecuentes sugiere que los participantes no ven las colaboraciones como algo secundario, sino como un elemento relevante a la hora de valorar una marca. Además, la importancia del término encaje coincide con el marco teórico, que destaca el fit entre marcas como un factor clave para que una colaboración resulte creíble y atractiva.

En cuarto lugar, la presencia de drop, comunidad, pertenencia, escasez y novedad apunta a que la cultura del lanzamiento limitado forma parte del lenguaje espontáneo de los participantes. Esto es importante porque confirma que el drop no se percibe únicamente como una táctica comercial, sino como una experiencia con contenido social y simbólico, algo que coincide con el planteamiento del

marco teórico sobre la exclusividad temporal, la urgencia y el sentimiento de pertenencia que genera este tipo de consumo.

La nube de palabras refuerza visualmente esta misma estructura de la que venimos habladndo. En ella destacan, de nuevo, precio, exclusividad, autenticidad, streetwear, encaje, identidad, coherencia y colaboración, lo que permite ver de forma muy clara cuáles son los conceptos que vertebran el corpus.

Gráfico 3: Nube de palabras



Además de analizar las palabras por separado, se estudiaron también los bigramas, es decir, las combinaciones de dos términos que aparecen juntas con mayor frecuencia. Esto permite ver no solo qué conceptos son más importantes, sino también cómo se relacionan entre sí dentro del discurso de los participantes. En este caso, los pares más repetidos fueron precio_alto (7), precio_justo (5), autenticidad_identidad (4), mejora_percepción (4) y lanzamientos_limitados (4). A ellos se suman otros como identidad_experiencia, estética_urbana, identidad_creatividad, streetwear_moda, integración_streetwear, calidad_exclusividad, mejora_actitud, cultura_drop, pocas_unidades y novedad_exclusividad.

Tabla 3. Bigramas más frecuentes

Bigrama	Frecuencia	Docfreq
precio_alto	7	4
precio_justo	5	3
autenticidad_identidad	4	3

mejora_percepción	4	3
lanzamientos_limitados	4	4
identidad_experiencia	3	3
estética_urbana	3	2
identidad_creatividad	3	2
streetwear_moda	3	2
integración_streetwear	3	3
calidad_exclusividad	3	2
mejora_actitud	3	3
cultura_drop	3	2
pocas_unidades	3	3
novedad_exclusividad	3	3

Este resultado aporta una capa adicional para poder interpretar. Por un lado, el hecho de que precio_alto y precio_justo coexistan sugiere que la conversación no se organiza en torno a una oposición simple entre caro y barato. Lo que aparece es una reflexión sobre cómo el precio participa en la legitimación del lujo. Esto vemos que encaja especialmente bien con el marco teórico, ya que el precio se presenta como un mensaje de valor, de coherencia y de confianza, y no solo como una barrera económica.

Por otro lado, el bigrama autenticidad_identidad refuerza una idea muy importante: la autenticidad no se interpreta como una cualidad abstracta, sino como algo estrechamente conectado con la forma en que el consumidor se reconoce en la marca. Lo mismo ocurre con identidad_experiencia e identidad_creatividad, que muestran que, para los participantes, la marca no se valora solo por el objeto que vende, sino por la experiencia simbólica que construye alrededor de él.

En el bloque de streetwear, las asociaciones streetwear_moda, estética_urbana e integración_streetwear reflejan que la moda urbana aparece como una vía concreta de renovación del

lujo. Esto resulta coherente con la hipótesis de que la integración del streetwear puede mejorar la actitud hacia la marca cuando se percibe como auténtica y orgánica dentro de su identidad.

También es especialmente significativo el conjunto formado por lanzamientos_limitados, cultura_drop, pocas_unidades y novedad_exclusividad. Estos bigramas muestran que el discurso sobre el drop se articula alrededor de la escasez, la novedad y la exclusividad temporal. En otras palabras, la cultura del drop se verbaliza como una experiencia de acceso restringido que intensifica el deseo y refuerza el valor simbólico del producto.

Por último, expresiones como mejora_percepción y mejora_actitud indican que los participantes suelen tener tendencia a vincular directamente estos elementos (streetwear, colaboraciones, drops y precio bien gestionado) con una evaluación más favorable de la marca. Esto es útil para el análisis que se hace más adelanta ya que anticipa una relación entre los grandes ejes del discurso y las variables dependientes del modelo: actitud hacia la marca e intención de compra.

Esta primera fase permite identificar una estructura discursiva bastante coherente. En el corpus, el lujo no se define únicamente por el precio o el estatus, sino también por elementos como la autenticidad, la identidad, la exclusividad, el encaje entre marcas, la novedad, la comunidad y el valor percibido. Es decir, los participantes entienden el lujo contemporáneo como una combinación de factores económicos, simbólicos y culturales. A partir de estos resultados, el siguiente paso consiste en aplicar el modelo LDA para identificar los principales ejes discursivos del corpus y analizar cómo se distribuyen entre los distintos documentos..

6.1.3. Identificación de ejes discursivos mediante LDA

Una vez realizado el análisis descriptivo del corpus, se aplicó un modelo Latent Dirichlet Allocation (LDA) con k = 4, en línea con los cuatro grandes bloques conceptuales del trabajo: streetwear, colaboraciones, cultura del drop y precio percibido / lujo accesible. El objetivo de este análisis fue identificar los principales ejes temáticos latentes en el discurso de los participantes y comprobar hasta qué punto se correspondían con la estructura del marco teórico.

Tabla 4. Términos principales por tema LDA

Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4
precio	autenticidad	encaje	streetwear

exclusividad	coherencia	colaboración	identidad
atrae	percepción	colaboraciones	creatividad
estatus	comunidad	deseo	drop
significa	mejora	valor	alto
actitud	accesible	novedad	parezca
calidad	parecer	drops	cultura
veo	pertenencia	justo	escasez

El Tema 1 reúne palabras como precio, exclusividad, estatus y calidad. Por eso, se puede interpretar como una visión más tradicional del lujo, en la que siguen teniendo mucho peso el precio, el prestigio y la percepción de calidad. Aun así, el precio no aparece solo como una cuestión económica, sino también como una señal de valor y de posicionamiento de la marca, tal como se planteaba en el marco teórico sobre precio percibido.

El Tema 2 agrupa términos como autenticidad, coherencia, comunidad y pertenencia. Este eje refleja una forma más actual de entender el lujo, donde no importa solo lo que cuesta el producto, sino también si la marca resulta creíble, coherente y cercana a la identidad del consumidor. Esta idea encaja especialmente bien con la Generación Z, ya que para estos consumidores el lujo no se basa únicamente en aparentar, sino también en sentirse identificado con lo que representa la marca.

El Tema 3 se organiza en torno a palabras como encaje, colaboración, deseo, valor y novedad. Este tema recoge principalmente el papel de las colaboraciones entre marcas y, sobre todo, la importancia de que exista un buen encaje entre ellas. Los participantes parecen valorar las colaboraciones no solo porque generan visibilidad, sino porque pueden aportar algo nuevo a la marca, despertar deseo y hacerla más atractiva. Eso sí, para que funcionen, la unión entre marcas tiene que percibirse como coherente y no como algo forzado.

Por último, el Tema 4 concentra palabras como *streetwear*, *identidad*, *creatividad*, *drop*, *cultura* y *escasez*. Este tópico recoge de forma bastante directa la dimensión más generacional y urbana del lujo contemporáneo. El streetwear aparece aquí no solo como una referencia estética, sino como un lenguaje vinculado a identidad, autoexpresión y creatividad, mientras que la presencia simultánea de

drop y *escasez* refuerza la relación entre moda urbana y lanzamientos limitados. En otras palabras, este tema sintetiza muy bien la lógica del "nuevo lujo" que describes en el marco teórico: un lujo más conectado con la cultura, con la novedad y con dinámicas de exclusividad temporal.

La distribución de temas por documento permite afinar esta interpretación. Atendiendo a la tabla completa, el bloque FG1_Streetwear presenta su mayor peso en el Tema 4, lo que confirma que este documento se articula principalmente en torno a streetwear, identidad y creatividad. En FG2_Collabs domina el Tema 3, algo esperable al tratarse del bloque centrado en colaboraciones y encaje entre marcas. FG3_Drop vuelve a concentrar más peso en el Tema 3, aunque con una presencia también elevada del Tema 4, lo que sugiere que la cultura del drop se sitúa en una zona intermedia entre la colaboración, la novedad y la estética urbana. Por su parte, FG4_Precio se vincula sobre todo al Tema 1, reforzando el papel del precio, la exclusividad y la calidad dentro de ese bloque. Finalmente, FG5_Conexion y las entrevistas en profundidad muestran una distribución más equilibrada, algo lógico si se tiene en cuenta que en esos documentos los participantes tienden a conectar varios factores al mismo tiempo y no a hablar de ellos por separado.

Tabla 5: Distribución de temas por documento

doc	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	tema_dominante
FG1_Streetwear	0.2529762	0.2589286	0.1517857	0.3363095	4
FG2_Collabs	0.2208333	0.1875000	0.3791667	0.2125000	3
FG3_Drop	0.2070312	0.2226562	0.2929688	0.2773438	3
FG4_Precio	0.3258929	0.2812500	0.1741071	0.2187500	1
FG5_Conexion	0.2658730	0.2400635	0.3134921	0.1785714	3
EP1	0.2885802	0.2145062	0.2515432	0.2453704	1
EP2	0.2622150	0.2035831	0.3013029	0.2328990	3

En conjunto, el LDA permite identificar cuatro grandes ejes discursivos en el corpus: (1) precio, exclusividad y estatus; (2) autenticidad, coherencia y pertenencia; (3) encaje, colaboración, valor y

novedad; y (4) streetwear, identidad, creatividad y escasez.

Estos resultados refuerzan la coherencia interna del trabajo, ya que muestran que los constructos planteados en el marco teórico no solo están presentes en la literatura, sino que también emergen de forma natural en la manera en que los participantes hablan del lujo contemporáneo. Así, el análisis cualitativo no solo confirma la relevancia de estos bloques, sino que también aporta una base interpretativa útil para el modelo cuantitativo posterior, donde se contrastará de forma más sistemática su relación con la actitud hacia la marca y la intención de compra.

6.2. Modelo supervisado

6.2.1. Muestra y procedimiento de recogida de datos

Una vez definida la propuesta teórica y formuladas las hipótesis, se llevó a cabo una investigación confirmatoria basada en una encuesta estructurada. El objetivo de esta fase era contrastar empíricamente la relación entre los cuatro bloques explicativos del modelo (streetwear, co-branding, cultura del drop y precio percibido/lujo accesible), la actitud hacia la marca y la intención de compra.

El cuestionario se diseñó en Google Forms y se difundió mediante un muestreo no probabilístico de conveniencia, principalmente a través de Instagram, WhatsApp y correo electrónico. Esta vía de distribución permitió acceder de forma ágil a perfiles jóvenes y familiarizados con el entorno digital, lo que resultaba especialmente adecuado para un trabajo centrado en la Generación Z y en su relación con las nuevas estrategias de comunicación y consumo del lujo. En total, se obtuvieron 102 respuestas válidas.

El formulario incluía, en primer lugar, varias preguntas de carácter sociodemográfico y de relación previa con el sector del lujo, con el fin de contextualizar la muestra. A continuación, se incorporaron los ítems correspondientes a los distintos constructos del modelo, todos ellos medidos mediante una escala Likert de 1 a 7, donde 1 representaba el máximo desacuerdo y 7 el máximo acuerdo. Esta segunda fase del trabajo se planteó, por tanto, como un análisis cuantitativo orientado a comprobar si los factores desarrollados en el marco teórico presentaban capacidad explicativa sobre la actitud hacia la marca y la intención de compra.

En cuanto al perfil de la muestra, se observa una ligera mayoría femenina: el 57,8% de los participantes fueron mujeres, frente al 36,3% de hombres y un 3,9% que prefirió no indicarlo. Desde el punto de vista de la edad, la muestra está claramente concentrada en el segmento objetivo del estudio, ya que el 79,4% se sitúa entre los 24 y 29 años, mientras que el 19,6% tiene entre 16 y 23 años. Solo una respuesta corresponde a un perfil de más de 29 años, lo que refuerza la adecuación de la muestra al

foco generacional del trabajo.

En relación con la ocupación, predominan los trabajadores por cuenta ajena (71,6%), seguidos de los estudiantes (17,6%) y, a mayor distancia, de los trabajadores por cuenta propia (6,9%). En términos de ingresos, la distribución es relativamente variada, aunque con mayor peso en los tramos medios: el grupo más numeroso se sitúa entre 41.000 y 60.000 euros (27,5%), seguido de los intervalos 20.000–40.000 euros (23,5%) y menos de 20.000 euros (22,5%).

Por lo que respecta a la relación con el lujo, la mayoría de los encuestados muestra cierta cercanía con el sector. Un 50,0% afirma comprar productos o servicios de lujo de forma ocasional, un 33,3% lo hace frecuentemente y un 14,7% declara hacerlo de manera habitual. Además, el 98,0% señala haber comprado alguna vez un producto de una marca de lujo, mientras que el nivel de familiaridad con este mercado se concentra sobre todo en niveles medio (39,2%) y alto (27,5%). En conjunto, estos datos dibujan una muestra joven, digital y razonablemente cercana al universo del lujo, lo que resulta coherente con el objeto de estudio.

6.2.2. Construcción de variables y fiabilidad de las escalas

Para el análisis cuantitativo se construyeron seis variables compuestas a partir de la media de los ítems correspondientes a cada bloque del modelo: streetwear, co-branding, drop/exclusividad, precio/lujo accesible, actitud hacia la marca e intención de compra. Antes de estimar los modelos, se revisó la calidad básica de la base de datos. En total, solo se detectaron cinco valores perdidos en el conjunto de ítems Likert, una cifra muy reducida en relación con el tamaño de la muestra, por lo que no fue necesario aplicar procedimientos de imputación.

La consistencia interna de las escalas se evaluó mediante el alpha de Cronbach. Los resultados muestran un nivel de fiabilidad muy elevado en todos los constructos. En concreto, el bloque de streetwear alcanzó un alpha de 0,984, co-branding de 0,964, drop/exclusividad de 0,967, precio/lujo accesible de 0,920, actitud de 0,976 e intención de compra de 0,972. Estos valores indican una elevada coherencia interna entre los ítems utilizados para medir cada dimensión y permiten trabajar con las escalas agregadas con un alto grado de confianza.

Además del alpha global, se realizó un análisis ítem a ítem mediante la correlación ítem-total y el valor del alpha en caso de eliminación de cada indicador. En términos generales, todos los bloques presentaron un comportamiento estable y coherente, sin que apareciera ningún ítem cuya eliminación mejorase de forma clara la fiabilidad del constructo. En consecuencia, se optó por mantener la estructura original del cuestionario y construir los scores medios de cada variable tal y como habían

sido formulados.

Tabla 6: Alpha de Cronbach

Escala	Alpha de Cronbach
streetwear	0.984
cobranding	0.964
drop	0.967
price	0.920
attitude	0.976
intention	0.972

6.2.3. Análisis descriptivo de las variables

Una vez construidas las escalas, se realizó un análisis descriptivo de sus principales estadísticos. En promedio, la variable mejor valorada fue drop/exclusividad, con una media de 5,111, seguida de y precio/lujo accesible (4,867) y co-branding (4,799). La escala de actitud hacia la marca registró una media de 4,476, mientras que la de intención de compra se situó en 4,214. Por su parte, streetwear mostró una media ligeramente inferior, de 3,891, lo que sugiere una valoración más moderada de este bloque en comparación con las otras dimensiones.

En cuanto a la dispersión, las desviaciones típicas se sitúan en niveles relativamente contenidos, con valores comprendidos entre 1,546 y 1,816, lo que indica una variabilidad razonable en las respuestas sin que exista una fragmentación extrema de la muestra. Asimismo, las distribuciones presentan en general una ligera asimetría negativa en la mayoría de escalas, lo que sugiere cierta concentración de respuestas en los valores medios-altos de la escala. Este patrón resulta especialmente visible en co-branding, drop/exclusividad, precio y actitud, y es coherente con una muestra que ya presenta familiaridad previa con el sector del lujo.

A nivel de ítems, los indicadores mejor valorados dentro de las variables independientes fueron los relacionados con drop y exclusividad, especialmente aquellos vinculados a la percepción de especialidad, escasez y atractivo de los lanzamientos limitados. También destacan los ítems de co-branding, particularmente los referidos a la coherencia entre marcas y a la percepción positiva de las

colaboraciones. En cambio, dentro del bloque de streetwear, las medias son algo más bajas, aunque siguen situándose en torno a la zona media de la escala, lo que indica que la muestra no rechaza este fenómeno, pero tampoco lo valora de forma tan intensa como los mecanismos ligados a la colaboración o a la escasez.

6.2.4. Análisis de correlaciones

Antes de estimar los modelos de regresión, se examinó la relación entre los distintos constructos a través de una matriz de correlaciones. Entre las variables independientes, todas las asociaciones fueron positivas y de magnitud moderada. Las correlaciones más altas se observaron entre streetwear y co-branding (r = 0,613), así como entre streetwear y precio (r = 0,599) y entre co-branding y precio (r = 0,599). Por su parte, la correlación más baja fue la existente entre streetwear y drop/exclusividad (r = 0,385). En conjunto, este patrón sugiere que los cuatro bloques teóricos están relacionados entre sí, pero no de manera tan intensa como para hacer pensar en un problema grave de solapamiento conceptual.

Cuando se incorporan las variables dependientes del modelo, las correlaciones más destacadas se producen entre streetwear y actitud (r = 0,861), así como entre streetwear e intención de compra (r = 0,786). También resultan elevadas las asociaciones entre co-branding e intención (r = 0,748), y entre precio e intención (r = 0,701). Sin embargo, la relación más intensa de toda la matriz aparece entre actitud hacia la marca e intención de compra, con una correlación de 0,922, lo que anticipa ya el papel central que puede desempeñar la actitud como variable mediadora en el modelo posterior.

Con el fin de descartar problemas de multicolinealidad entre las variables independientes, se calculó además el Variance Inflation Factor (VIF). Los resultados fueron bajos en todos los casos: 1,855 para streetwear, 1,989 para co-branding, 1,580 para drop/exclusividad y 2,069 para precio. Dado que todos los valores se sitúan claramente por debajo de los umbrales habitualmente considerados problemáticos, puede afirmarse que no existe un problema serio de colinealidad entre los predictores del modelo. Esto permite interpretar posteriormente los coeficientes de regresión con mayor solidez.

6.2.5. Modelo 1: actitud hacia la marca como variable dependiente

Una vez construidas las escalas y comprobada su consistencia interna, se estimó un primer modelo de regresión lineal múltiple con el objetivo de analizar qué factores explican la actitud hacia la marca. En este caso, la variable dependiente fue actitud hacia la marca, mientras que como variables independientes se introdujeron los cuatro bloques teóricos planteados en el marco conceptual: streetwear, co-branding, drop/exclusividad y precio/lujo accesible. El modelo se estimó mediante OLS con errores robustos HC3, con el fin de obtener inferencias más sólidas ante una posible

heterocedasticidad.

En términos globales, el modelo presenta un ajuste muy elevado. El coeficiente de determinación alcanza un R^2 de 0,858 y un R^2 ajustado de 0,852, lo que indica que aproximadamente el 85,8% de la variabilidad observada en la actitud hacia la marca queda explicado por las variables incluidas. Asimismo, el estadístico F es claramente significativo ($p < 0,001$), por lo que el modelo, en su conjunto, resulta estadísticamente válido para explicar la variable dependiente.

Si se analiza el peso de cada predictor, el bloque de streetwear destaca con claridad como el factor más influyente sobre la actitud hacia la marca. Su coeficiente es positivo y altamente significativo ($\beta = 0,5446$, $p < 0,001$), lo que indica que una percepción más favorable de la integración del streetwear en las marcas de lujo se asocia con una actitud más positiva hacia dichas marcas. Este resultado refuerza la idea desarrollada en el marco teórico de que, para la Generación Z, la incorporación de códigos urbanos y contemporáneos puede actuar como un elemento especialmente potente de conexión simbólica con la marca.

El bloque de co-branding también presenta un efecto positivo y significativo sobre la actitud ($\beta = 0,1760$, $p = 0,045$). Aunque su magnitud es claramente inferior a la del streetwear, el resultado sugiere que las colaboraciones entre marcas, cuando se perciben como coherentes y valiosas, contribuyen igualmente a mejorar la valoración general de la marca por parte del consumidor. En la misma línea, el bloque de drop/exclusividad muestra también una influencia positiva y significativa ($\beta = 0,1978$, $p = 0,020$), lo que apunta a que la percepción de novedad, escasez y singularidad asociada a los lanzamientos limitados favorece una actitud más favorable hacia la marca.

Por el contrario, el bloque de precio/lujo accesible no alcanza significación estadística en este primer modelo ($\beta = 0,1862$, $p = 0,114$). Aunque el signo del coeficiente es positivo, no puede afirmarse, con base en esta estimación, que la percepción del precio como justo, coherente o accesible tenga un efecto robusto sobre la actitud hacia la marca una vez se controla simultáneamente por streetwear, co-branding y drop. Este resultado sugiere que, al menos en esta muestra, la actitud hacia la marca parece estar más influida por factores de carácter simbólico, cultural y experiencial que por la dimensión estrictamente económica del precio.

En conjunto, los resultados del Modelo 1 permiten extraer una conclusión clara: la actitud hacia la marca se ve explicada fundamentalmente por la percepción positiva del streetwear, y en menor medida por el co-branding y la cultura del drop, mientras que el bloque de precio no presenta evidencia suficiente de influencia significativa. En términos de contraste de hipótesis, estos resultados permiten

no rechazar H1a, H2a y H3a, mientras que H4a se rechaza.

Tabla 7: Resultados del Modelo 1 (actitud hacia la marca como variable dependiente)

MODELO 1		
Variable	**β**	**p-valor**
Streetwear	0,545	0
Cobranding	0,176	0,045
Drop	0,198	0,02
Precio	0,186	0,114

6.2.6. Modelo 2: modelos de intención de compra sin y con mediación de la actitud

Una vez analizada la actitud hacia la marca como variable dependiente, el siguiente paso consistió en estudiar la intención de compra. Para ello, se estimaron dos modelos de regresión lineal múltiple. En el primero, la intención de compra se explicó únicamente a partir de los cuatro bloques teóricos del modelo: streetwear, co-branding, drop/exclusividad y precio/lujo accesible. En el segundo, se añadió además la actitud hacia la marca como variable explicativa, con el objetivo de comprobar si esta desempeñaba un papel mediador entre los antecedentes del modelo y la intención de compra.

Esta estrategia resulta especialmente útil, ya que permite observar no solo qué factores influyen directamente sobre la intención de compra, sino también hasta qué punto parte de ese efecto se canaliza previamente a través de una actitud más favorable hacia la marca. En otras palabras, no se trata solo de saber qué variables "empujan" la compra, sino de entender mejor el mecanismo mediante el cual lo hacen.

Modelo 2A: intención de compra sin mediadora

El primer modelo, estimado sin incluir la actitud, presenta un ajuste elevado, con un R^2 de 0,804 y un R^2 ajustado de 0,796, lo que indica que los cuatro bloques teóricos explican una parte muy importante de la variabilidad observada en la intención de compra. Además, el modelo resulta globalmente significativo ($p < 0,001$), por lo que puede considerarse válido desde el punto de vista estadístico.

En cuanto a los coeficientes, los resultados muestran un patrón bastante claro. El bloque de streetwear ejerce un efecto positivo y altamente significativo sobre la intención de compra ($\beta = 0,4051$, $p < 0,001$),

lo que sugiere que una percepción favorable de la incorporación de códigos streetwear en el lujo incrementa la predisposición a comprar este tipo de productos. Junto a él, también aparecen como significativos el co-branding ($\beta = 0{,}2659$, $p = 0{,}006$) y el bloque de drop/exclusividad ($\beta = 0{,}2654$, $p = 0{,}005$), ambos con signo positivo. Esto indica que, en una primera aproximación, tanto las colaboraciones entre marcas como la lógica de escasez, novedad y lanzamiento limitado contribuyen de forma directa a reforzar la intención de compra.

Por el contrario, el bloque de precio/lujo accesible no alcanza significación estadística ($\beta = 0{,}1435$, $p = 0{,}287$). Aunque el signo del coeficiente vuelve a ser positivo, el resultado no permite afirmar que el precio actúe como un predictor robusto de la intención de compra cuando compite con variables de carácter más simbólico y experiencial. En conjunto, este primer modelo sugiere que la intención de compra de la muestra está más vinculada a la atracción cultural y aspiracional del nuevo lujo que a la dimensión estrictamente económica del precio.

Modelo 2B: intención de compra con actitud hacia la marca

El segundo modelo incorpora la actitud hacia la marca como variable adicional. El ajuste mejora de forma notable: el coeficiente de determinación asciende a $R^2 = 0{,}873$ y el R^2 ajustado a 0,867, lo que implica que la inclusión de actitud hacia la marca incrementa la capacidad explicativa del modelo. Esta mejora sugiere que la actitud no es un elemento accesorio, sino una pieza central en la formación de la intención de compra.

De hecho, el resultado más relevante del modelo es precisamente el fuerte efecto de la actitud hacia la marca sobre la intención de compra. El coeficiente asociado a actitud hacia la marca es positivo, elevado y altamente significativo ($\beta = 0{,}6797$, $p < 0{,}001$), lo que indica que una valoración más favorable de la marca se traduce, de forma muy clara, en una mayor predisposición a adquirir sus productos. Este hallazgo refuerza la lógica general del trabajo: antes de convertirse en compra potencial, muchos de los nuevos códigos del lujo parecen actuar primero moldeando la actitud del consumidor.

Al introducir esta mediadora, el patrón de los demás coeficientes cambia de forma interesante. El bloque de streetwear, que en el modelo anterior resultaba significativo, deja de serlo ($\beta = 0{,}0349$, $p = 0{,}693$). Esto sugiere que su efecto sobre la intención de compra no es principalmente directo, sino que parece canalizarse a través de la actitud hacia la marca. En otras palabras, el streetwear no empuja tanto la compra por sí mismo como por su capacidad para mejorar previamente la percepción global de la marca.

En cambio, co-branding (β = 0,1462, p = 0,009) y drop/exclusividad (β = 0,1310, p = 0,027) siguen siendo significativos incluso tras introducir la actitud, aunque con coeficientes más reducidos que en el modelo 2A. Este resultado apunta a que ambas variables ejercen una influencia doble: por un lado, contribuyen a construir una actitud más favorable y, por otro, conservan todavía una parte de efecto directo sobre la intención de compra. Por el contrario, el bloque de precio vuelve a no resultar significativo (β = 0,0169, p = 0,814), lo que refuerza la idea de que esta dimensión no actúa como un motor principal en la decisión de compra de la muestra analizada.

Interpretación conjunta de ambos modelos

La comparación entre ambos modelos permite extraer una lectura bastante rica del fenómeno estudiado. En primer lugar, confirma que streetwear, co-branding y drop están asociados con una mayor intención de compra cuando se analizan directamente. Sin embargo, al introducir la actitud hacia la marca, el efecto del streetwear desaparece, mientras que co-branding y drop se mantienen, aunque de forma más moderada. Esto sugiere que la actitud desempeña un papel central en el modelo y que no todos los factores del nuevo lujo operan del mismo modo.

Desde un punto de vista sustantivo, los resultados parecen indicar que el streetwear actúa sobre todo como un elemento de conexión simbólica y cultural, capaz de mejorar la percepción de la marca y, a través de ella, influir en la compra. En cambio, el co-branding y la cultura del drop no solo contribuyen a construir esa actitud favorable, sino que además mantienen un efecto más inmediato sobre la intención de compra, posiblemente porque incorporan dimensiones de novedad, deseabilidad y exclusividad que activan con más fuerza el deseo de adquisición. El precio, por su parte, vuelve a quedar en segundo plano, lo que sugiere que, en esta muestra, los consumidores responden con mayor intensidad a factores de tipo simbólico, relacional y experiencial que a la lógica del lujo accesible.

H2b y H3b no se rechazan, dado que co-branding y drop mantienen un efecto directo positivo incluso en el modelo con mediadora. En el caso de H1b, los resultados apuntan a una relación más matizada: el efecto del streetwear sobre la intención de compra aparece en el modelo sin mediadora, pero desaparece al introducir la actitud, lo que sugiere que su influencia es principalmente indirecta. Finalmente, H4b se rechaza, ya que el bloque de precio no presenta un efecto significativo en ninguno de los dos modelos.

Tabla 8: Resultados de los modelos 2A y 2B (intención de compra sin y con mediación de la actitud)

Variable	MODELO 2A	MODELO 2B

	β	p-valor	β	p-valor
Streetwear	0,405	0	0,035	0,693
Cobranding	0,266	0,006	0,146	0,009
Drop	0,265	0,005	0,131	0,027
Precio	0,144	0,287	0,017	0,814
Actitud hacia la marca	-	-	0,68	0

Con el fin de comprobar si la actitud hacia la marca aportaba capacidad explicativa adicional al modelo de intención de compra, se compararon los modelos 2A y 2B. Los resultados muestran que la incorporación de actitud hacia la marca mejora de forma clara el ajuste global del modelo. En concreto, el coeficiente de determinación aumenta de 0,8041 a 0,8734, mientras que el R^2 ajustado pasa de 0,7960 a 0,8668. Asimismo, los criterios de información AIC y BIC disminuyen de manera notable, lo que apunta a un mejor equilibrio entre ajuste y parsimonia en el modelo que incorpora la actitud.

Esta mejora no es solo descriptiva, sino también estadísticamente significativa. La comparación formal entre ambos modelos mediante ANOVA arroja un estadístico $F = 52,54$ con un p-valor inferior a 0,001, lo que indica que la inclusión de la actitud hacia la marca aporta una mejora significativa en la explicación de la intención de compra. En consecuencia, la actitud no actúa como una variable redundante, sino como un mecanismo explicativo relevante dentro del modelo, permitiendo entender mejor cómo los distintos antecedentes influyen en la intención de compra.

Tabla 9: Comparación del ajuste de los modelos 2A y 2B

Modelo	R^2	R^2 ajustado	AIC	BIC
Modelo 2A: intención de compra sin actitud	0,8041	0,796	248,49	261,62

Modelo 2B: intención de compra con actitud	0,8734	0,8668	205,97	221,72

6.2.7. Análisis de mediación de la actitud hacia la marca

Con el fin de profundizar en el papel de la actitud hacia la marca dentro del modelo, se realizó un análisis de mediación mediante bootstrap, tomando actitud hacia la marca como variable mediadora entre los cuatro bloques explicativos y la intención de compra. Este análisis permite comprobar si el efecto de streetwear, co-branding, drop y precio sobre la intención de compra se produce de manera directa o si, por el contrario, se canaliza en parte a través de una actitud más favorable hacia la marca.

Los resultados muestran, en primer lugar, que el efecto de streetwear sobre la intención de compra se produce principalmente de forma indirecta, a través de la actitud. El efecto indirecto estimado fue de 0,3702, con un intervalo de confianza que no incluye el cero, mientras que el efecto directo se reduce notablemente hasta 0,0349. Este patrón es coherente con una mediación prácticamente total, lo que sugiere que la integración de códigos streetwear no impulsa tanto la compra de forma inmediata como mediante la mejora previa de la valoración de la marca.

En el caso de co-branding, también se observa un efecto indirecto significativo (0,1197), aunque el efecto directo se mantiene en 0,1462. Esto indica una mediación parcial, de modo que las colaboraciones entre marcas no solo contribuyen a generar una actitud más positiva, sino que además conservan una capacidad propia para influir directamente en la intención de compra.

Un patrón muy similar aparece en drop/exclusividad. El efecto indirecto estimado fue de 0,1344, también significativo, mientras que el efecto directo se situó en 0,1310. En consecuencia, puede afirmarse que la actitud actúa igualmente como mediadora parcial en la relación entre la percepción de exclusividad asociada a los lanzamientos limitados y la intención de compra.

Por el contrario, en el bloque de precio/lujo accesible no se obtiene evidencia robusta de mediación. Aunque el efecto indirecto estimado es positivo (0,1265), el intervalo de confianza incluye el cero, por lo que no puede afirmarse que la actitud canalice de forma significativa la influencia del precio sobre la intención de compra.

En conjunto, este análisis refuerza la idea de que la actitud hacia la marca desempeña un papel central en el modelo. No todos los antecedentes actúan del mismo modo: mientras que el streetwear influye sobre la intención de compra principalmente a través de la actitud, co-branding y drop combinan un

efecto indirecto con un efecto directo propio. El bloque de precio, en cambio, no muestra evidencia robusta ni de efecto directo ni de mediación significativa.

6.2.8. Análisis adicional de robustez: desglose del bloque precio

Con el fin de comprobar si la falta de significación del bloque de precio en los modelos principales podía deberse a su heterogeneidad interna, se realizó un análisis adicional desagregando esta variable en dos subdimensiones: precio justo/coherencia valor-precio y lujo accesible. Ambas subescalas mostraron una consistencia interna muy elevada, lo que sugiere que la separación conceptual resulta metodológicamente válida.

No obstante, los resultados de este análisis adicional no modifican la conclusión principal del trabajo. En el modelo con actitud hacia la marca como variable dependiente, ninguna de las dos subdimensiones del precio resultó significativa. En el modelo de intención de compra sin mediadora, la dimensión de precio justo/coherencia mostró una asociación positiva cercana al umbral convencional de significación ($p = 0,066$), mientras que la dimensión de lujo accesible no presentó efecto alguno. Finalmente, al introducir la actitud hacia la marca en el modelo de intención de compra, ninguna de las dos subdimensiones mantuvo un efecto significativo.

En conjunto, este análisis sugiere que la falta de efecto del bloque de precio no responde únicamente a un problema de agregación de indicadores. Incluso al distinguir entre precio justo y lujo accesible, el precio no emerge como un predictor robusto frente a variables de carácter más simbólico y experiencial, como el streetwear, el co-branding, la cultura del drop y, especialmente, la actitud hacia la marca.

Tabla 10: Análisis adicional de robustez del bloque precio

Subdimensión	Modelo 1: Actitud	Modelo 2A: Intención sin mediadora	Modelo 2B: Intención con actitud	Conclusión
Precio justo / coherencia (PR_fair_mean)	$\beta = 0,0876$; $p = 0,2217$	$\beta = 0,1742$; $p = 0,0666$	$\beta = 0,1151$; $p = 0,1289$	Señal débil, no robusta

Lujo accesible (PR_access_mean)	β = 0,1021; p = 0,1526	β = 0,0013; p = 0,9880	β = -0,0675; p = 0,3064	Sin efecto significativo

6.3. Contraste de hipótesis

A la vista de los resultados obtenidos, el contraste de hipótesis permite confirmar que no todos los factores analizados influyen del mismo modo en la actitud hacia la marca y en la intención de compra dentro del lujo contemporáneo. En primer lugar, en relación con la actitud hacia la marca, los resultados del Modelo 1 muestran que streetwear, co-branding y drop/exclusividad presentan efectos positivos y estadísticamente significativos, mientras que el bloque de precio/lujo accesible no alcanza significación. En consecuencia, H1a, H2a y H3a no se rechazan, mientras que H4a se rechaza. Este patrón sugiere que la actitud de la Generación Z hacia las marcas de lujo parece construirse sobre todo a partir de factores culturales, simbólicos y experienciales, más que desde una lógica centrada en el precio.

En cuanto a la intención de compra, los resultados son algo más matizados. En el Modelo 2A, estimado sin incorporar la actitud hacia la marca, streetwear, co-branding y drop/exclusividad muestran efectos positivos y significativos, mientras que el precio vuelve a no resultar significativo. Sin embargo, al introducir la actitud hacia la marca en el Modelo 2B, el efecto del streetwear deja de ser significativo, mientras que co-branding y drop/exclusividad mantienen un efecto directo positivo, aunque de menor magnitud. Además, la actitud hacia la marca emerge como un predictor muy fuerte de la intención de compra, mejorando de forma significativa el ajuste del modelo. El coeficiente de determinación pasa de 0,8041 a 0,8734, y la comparación ANOVA entre modelos confirma que esta mejora es estadísticamente significativa ($F = 52,54$; $p < 0,001$).

Este cambio en los coeficientes queda reforzado por el análisis de mediación mediante bootstrap. En el caso de streetwear, el efecto indirecto a través de la actitud es significativo y el efecto directo se reduce de forma muy notable, lo que apunta a una mediación prácticamente total. En cambio, para co-branding y drop/exclusividad se observa una mediación parcial, ya que ambos mantienen tanto un efecto indirecto vía actitud como un efecto directo sobre la intención de compra. Por su parte, el bloque de precio/lujo accesible no muestra evidencia robusta ni de efecto directo ni de mediación significativa. Además, el análisis adicional de robustez, en el que el precio se desagrega en precio justo/coherencia y lujo accesible, no modifica esta conclusión general.

En conjunto, el contraste de hipótesis permite concluir que la actitud hacia la marca desempeña un

papel central en el modelo. No todos los antecedentes actúan del mismo modo: el streetwear influye principalmente a través de la actitud, mientras que co-branding y drop/exclusividad combinan una vía indirecta con una capacidad de impacto directo sobre la intención de compra. El precio, por el contrario, queda en un segundo plano y no emerge como un motor robusto del comportamiento de compra en esta muestra. Desde esta perspectiva, los resultados respaldan una lectura del lujo contemporáneo más vinculada a la autenticidad, la creatividad, la novedad y la coherencia cultural que a la dimensión estrictamente económica del acceso al producto.

Tabla 11: Resultado del contraste de hipótesis

Clave	**Variable**	**Se acepta / Se rechaza**
H1a	Valoración positiva de la incorporación del streetwear y de su autenticidad percibida en el lujo	Se acepta
H1b	Valoración positiva de la incorporación del streetwear y de su autenticidad percibida en el lujo	Se acepta parcialmente
H2a	Encaje percibido en las colaboraciones entre marcas	Se acepta
H2b	Encaje percibido en las colaboraciones entre marcas	Se acepta
H3a	Valoración positiva de la cultura del drop, la escasez y los lanzamientos limitados	Se acepta
H3b	Valoración positiva de la cultura del drop, la escasez y los lanzamientos limitados	Se acepta
H4a	Percepción de un precio justo y de un lujo accesible sin pérdida de prestigio	Se rechaza
H4b	Percepción de un precio justo y de un lujo accesible sin pérdida de prestigio	Se rechaza

Nota: H1b se acepta parcialmente porque el bloque streetwear presenta un efecto positivo sobre la intención de compra en el modelo sin mediadora, pero dicho efecto deja de ser significativo al introducir la actitud hacia la marca. Por tanto, su influencia sobre la intención de compra parece canalizarse principalmente de forma indirecta a través de una actitud más favorable hacia la marca. En cambio, co-branding y drop/exclusividad mantienen efectos positivos tanto sobre la actitud como sobre

la intención de compra, mientras que el bloque de precio/lujo accesible no muestra un efecto significativo ni en los modelos principales ni en el análisis adicional de robustez.

7. Recomendaciones

A partir de los resultados obtenidos, pueden extraerse varias recomendaciones para las marcas de lujo que buscan conectar de manera más efectiva con la Generación Z. En conjunto, el análisis sugiere que este segmento responde con mayor intensidad a factores de carácter simbólico, cultural y experiencial que a variables estrictamente económicas, por lo que las estrategias dirigidas a este público no deberían centrarse únicamente en hacer el lujo más accesible, sino en reforzar su capacidad para generar identificación, deseo y conexión emocional con la marca.

En primer lugar, las marcas deberían incorporar códigos del streetwear de forma coherente con su identidad y no como un simple recurso estético o una tendencia pasajera. Los resultados muestran que esta variable es la que más influye en la actitud hacia la marca y que su efecto sobre la intención de compra se produce, sobre todo, a través de esa actitud previa. Esto sugiere que el streetwear funciona principalmente como un mecanismo de conexión cultural y simbólica, capaz de acercar la marca al universo de la Generación Z cuando se percibe como auténtico y alineado con su relato. Por tanto, más que adoptar superficialmente una estética urbana, las firmas deberían integrarla de manera orgánica, de modo que contribuya a construir una imagen de marca más actual, creíble y atractiva.

En segundo lugar, los resultados apuntan a que las colaboraciones entre marcas pueden ser una herramienta especialmente eficaz, siempre que exista un encaje claro entre las partes implicadas. El co-branding no solo mejora la actitud hacia la marca, sino que además mantiene un efecto directo sobre la intención de compra. Esto indica que las colaboraciones no funcionan únicamente como una estrategia de visibilidad, sino también como una palanca real de deseo y activación comercial cuando se perciben como coherentes, creativas y culturalmente relevantes. En consecuencia, las marcas deberían priorizar alianzas que compartan códigos, públicos o narrativas compatibles, evitando colaboraciones forzadas o excesivamente oportunistas que puedan dañar la consistencia de la marca.

En la misma línea, la cultura del drop aparece como otro elemento con capacidad para reforzar tanto la actitud como la intención de compra. La percepción de novedad, escasez y exclusividad asociada a los lanzamientos limitados sigue funcionando como una fuente potente de atracción para la Generación Z. Sin embargo, este tipo de estrategia no debería utilizarse de manera indiscriminada. Su valor reside precisamente en su capacidad para generar sensación de evento, urgencia y singularidad. Si se abusa de ella, puede perder eficacia e incluso diluir la percepción de exclusividad que intenta construir. Por ello, la recomendación no es simplemente aumentar el número de drops, sino diseñarlos con criterio,

de manera que cada lanzamiento tenga una narrativa propia y aporte una experiencia diferencial.

Por el contrario, el bloque de precio no emerge como un impulsor robusto ni de la actitud ni de la intención de compra. Incluso al desagregar esta dimensión entre precio justo/coherencia y lujo accesible, el efecto sigue siendo débil frente a otros factores del modelo. Esto no significa que el precio carezca de importancia, sino que, en esta muestra, no parece ser el elemento que más peso tiene a la hora de conectar con la Generación Z. En consecuencia, las marcas no deberían confiar su estrategia principalmente a una lógica de "lujo más accesible" como vía para atraer a este público. Resulta más relevante trabajar el valor percibido, la legitimidad del precio y la coherencia entre lo que la marca promete y lo que realmente ofrece que intentar competir a través de una reducción simbólica de la barrera económica.

Además, uno de los hallazgos más relevantes del trabajo es el papel central de la actitud hacia la marca. La actitud no solo mejora de forma significativa la capacidad explicativa del modelo, sino que también actúa como mediadora entre algunos de los factores estudiados y la intención de compra. Esto implica que, antes de intentar convertir interés en compra, las marcas deben centrarse en construir una valoración positiva, consistente y emocionalmente relevante. En otras palabras, no basta con generar notoriedad o atención puntual; es necesario trabajar una propuesta de marca que resulte deseable, coherente y reconocible en el tiempo. Para la Generación Z, la compra parece ser muchas veces la consecuencia de una conexión previa con el universo simbólico de la marca.

En definitiva, las recomendaciones derivadas de este estudio apuntan a una misma idea: para conectar con la Generación Z, las marcas de lujo deben priorizar la autenticidad, la coherencia cultural, la creatividad y la experiencia por encima de una lógica centrada exclusivamente en el precio. El lujo contemporáneo no parece construirse tanto desde la distancia o la inaccesibilidad como desde la capacidad de la marca para resultar relevante, deseable y simbólicamente significativa dentro del imaginario del consumidor joven.

8. Limitaciones del estudio y futuras líneas de investigación

Como todo trabajo empírico, este estudio presenta una serie de limitaciones que conviene tener en cuenta al interpretar sus resultados. En primer lugar, la investigación cuantitativa se basa en una muestra de 102 respuestas, que podría considerarse limitada a la hora de generalizar los resultados a toda la Generación Z. Además, la encuesta se distribuyó mediante un muestreo no probabilístico de conveniencia, principalmente a través de Instagram, WhatsApp y correo electrónico, lo que puede haber favorecido la participación de perfiles más digitalizados, familiarizados con el lujo y cercanos al entorno del investigador. Esta característica, aunque coherente con el objeto de estudio, también

reduce la capacidad de extrapolación de los resultados a otros segmentos con menor vinculación al universo del lujo.

En segundo lugar, aunque las escalas utilizadas muestran niveles muy altos de consistencia interna, algunos constructos, especialmente el bloque de precio/lujo accesible, presentan una mayor heterogeneidad conceptual que el resto.

En tercer lugar, el trabajo se centra en un contexto perceptivo y actitudinal, lo que significa que analiza intención de compra declarada y no comportamiento real de compra. Aunque la intención constituye una aproximación muy útil y ampliamente utilizada en la literatura, no siempre se traduce de manera automática en una compra efectiva. Por ello, los resultados deben interpretarse como evidencia sobre predisposición y deseo de compra, más que como una predicción directa del comportamiento final en el mercado.

A partir de estas limitaciones, se abren varias líneas interesantes para futuras investigaciones. En primer lugar, sería útil replicar el estudio con muestras más amplias y más diversas, incorporando participantes de distintos países o contextos culturales, ya que la percepción del lujo y del precio puede variar significativamente según el entorno. En segundo lugar, podría ser interesante introducir variables adicionales que no se han desarrollado en profundidad en este trabajo, como la influencia de redes sociales, la identidad digital, la comunidad de marca o la sostenibilidad, que también parecen relevantes para la Generación Z. En tercer lugar, futuras investigaciones podrían profundizar en cada uno de los bloques aquí utilizados, especialmente en el streetwear y en el co-branding, para identificar qué subdimensiones concretas explican mejor la actitud y la intención de compra. Finalmente, también resultaría valioso avanzar hacia diseños que permitan analizar comportamientos de compra más cercanos a la realidad, por ejemplo, mediante experimentos, simulaciones de compra o estudios longitudinales.

9. Conclusiones

El objetivo principal de este Trabajo de Fin de Grado ha sido analizar qué factores influyen en la actitud hacia la marca y en la intención de compra de la Generación Z dentro del sector del lujo. Para ello, se ha construido un modelo explicativo centrado en cuatro grandes bloques: streetwear, co-branding, cultura del drop y precio/lujo accesible, incorporando además la actitud hacia la marca como variable mediadora. La combinación de una fase cualitativa exploratoria y una fase cuantitativa confirmatoria ha permitido abordar la pregunta de investigación desde una perspectiva amplia y coherente, conectando el discurso de los participantes con el contraste empírico de las hipótesis planteadas.

Los resultados obtenidos permiten extraer varias conclusiones relevantes. En primer lugar, el estudio muestra que la actitud hacia la marca se construye fundamentalmente a partir de factores de tipo simbólico, cultural y experiencial. En este sentido, el streetwear emerge como el predictor más fuerte de la actitud, mientras que co-branding y drop/exclusividad también contribuyen de forma positiva y significativa. Por el contrario, el bloque de precio/lujo accesible no presenta un efecto robusto sobre la actitud, lo que sugiere que, al menos en esta muestra, la valoración de las marcas de lujo depende más de su capacidad para generar autenticidad, novedad y conexión cultural que de la percepción de accesibilidad económica.

En segundo lugar, la intención de compra no depende de todos los antecedentes del mismo modo. Cuando se analiza sin incorporar la actitud, streetwear, co-branding y drop/exclusividad presentan efectos positivos sobre la intención. Sin embargo, al introducir la actitud hacia la marca, el patrón cambia: el efecto del streetwear desaparece, mientras que co-branding y drop/exclusividad se mantienen, aunque con menor intensidad. Esta diferencia es especialmente importante porque revela que no todos los nuevos códigos del lujo operan mediante el mismo mecanismo. El streetwear parece actuar sobre todo a través de la construcción previa de una actitud favorable, mientras que las colaboraciones y la cultura del drop combinan un efecto indirecto con un efecto directo sobre la intención de compra.

En tercer lugar, el trabajo confirma el papel central de la actitud hacia la marca dentro del modelo. No solo mejora significativamente el ajuste de la regresión de intención de compra, sino que además actúa como mediadora clara en varios de los efectos estudiados. Esto refuerza la idea de que, para la Generación Z, el proceso de compra en el lujo no se explica únicamente por atributos funcionales o económicos, sino por la forma en que la marca consigue construir una propuesta simbólica y emocionalmente significativa. En otras palabras, antes de convertirse en intención de compra, muchos de los estímulos del lujo contemporáneo parecen operar primero como generadores de percepción, identificación y actitud favorable.

Por concluir, este estudio sugiere que el lujo contemporáneo, al menos desde la perspectiva de la Generación Z, ya no se articula prioritariamente alrededor del precio como señal principal de valor. En su lugar, ganan peso elementos como la autenticidad, la coherencia cultural, la creatividad, la exclusividad temporal y la capacidad de la marca para integrarse en un universo simbólico relevante para el consumidor joven. Desde esta perspectiva, el lujo ya no se define solo por ser caro o inaccesible, sino por su capacidad para resultar deseable, expresivo y culturalmente conectado con la identidad de quien lo consume.

10. Anexos

10.1. Código en R: análisis cualitativo

```
##########################################
# TEXT MINING TFG CANDELA
# Focus group + 2 entrevistas
##########################################


rm(list = ls())


install.packages("readr")
install.packages("tibble")

install.packages("tm")
install.packages("topicmodels")

# Paquetes
library(tm)
library(topicmodels)
library(readr)
library(stringr)
library(dplyr)
library(tibble)
library(quanteda)
library(quanteda.textstats)
library(quanteda.textplots)
library(ggplot2)
library(topicmodels)
```

```
> # Compruebo que estoy en el directorio correcto
> getwd()
[1] "C:/Users/cande/OneDrive/Escritorio/TFG - Business Analytics"
> list.files()
 [1] "~$abajo Fin de Grado - ANALYTICS (borrador) 05.06.2026.docx" "Analisis.docx"
 [3] "EP1.txt"                                                     "EP2.txt"
 [5] "FG1_Streetwear.txt"                                          "FG2_Collabs.txt"
 [7] "FG3_Drop.txt"                                                "FG4_Precio.txt"
 [9] "FG5_Conexion.txt"                                            "Parte Cuali.docx"
[11] "TFG Analytics (respuestas).xlsx"                             "Trabajo Fin de Grado - ANALYTICS (borrador) 05.06.2026.docx"
[13] "Trabajo Fin de Grado - ANALYTICS CF (1).docx"
> # 1. LECTURA DE TEXTOS
> docs <- tibble(
+   doc_id = c("FG1_Streetwear",
+              "FG2_Collabs",
+              "FG3_Drop",
+              "FG4_Precio",
+              "FG5_Conexion",
+              "EP1",
+              "EP2"),
+   texto = c(
+     read_file("fg1_streetwear.txt"),
+     read_file("fg2_collabs.txt"),
+     read_file("fg3_drop.txt"),
+     read_file("fg4_precio.txt"),
+     read_file("fg5_conexion.txt"),
+     read_file("ep1.txt"),
+     read_file("ep2.txt")
+   )
+ )
> docs <- docs %>%
+   mutate(
+     texto = str_to_lower(texto),
+     # eliminar etiquetas de hablantes
+     texto = str_replace_all(texto, "moderadora:|m:|entrevistadora:|p[0-9]+:|e[0-9]+:", " "),
+     # eliminar signos raros
+     texto = str_replace_all(texto, "[^[:alnum:]ÁÉÍÓÚÜÑ\\s]", " "),
+     # eliminar números
+     texto = str_replace_all(texto, "[0-9]+", " "),
+     # espacios múltiples
+     texto = str_squish(texto)
+   )
```

```
> docs <- docs %>%
+   mutate(
+     texto = str_to_lower(texto),
+     texto = str_replace_all(texto, "redes sociales", "redes_sociales"),
+     texto = str_replace_all(texto, "intención de compra", "intencion_compra"),
+     texto = str_replace_all(texto, "intencion de compra", "intencion_compra"),
+     texto = str_replace_all(texto, "tienda física", "tienda_física"),
+     texto = str_replace_all(texto, "tienda fisica", "tienda_fisica"),
+     texto = str_replace_all(texto, "quiet luxury", "quiet_luxury"),
+     texto = str_replace_all(texto, "greenwashing", "greenwashing"),
+     texto = str_replace_all(texto, "moderadora:|m:|entrevistadora:|p[0-9]+:|e[0-9]+:", " "),
+     texto = str_replace_all(texto, "[^[:alnum:]áéíóúüñ_\\s]", " "),
+     texto = str_replace_all(texto, "[0-9]+", " "),
+     texto = str_squish(texto)
+   )
> corp <- corpus(docs, text_field = "texto")
> summary(corp)
Corpus consisting of 7 documents, showing 7 documents:

           Text Types Tokens Sentences
 FG1_Streetwear   206    495         1
    FG2_Collabs   128    270         1
       FG3_Drop   157    279         1
     FG4_Precio   138    277         1
   FG5_Conexion   128    263         1
            EP1   335   1047         1
            EP2   373   1016         1

> toks <- tokens(
+   corp,
+   remove_numbers = TRUE,
+   remove_punct = TRUE,
+   remove_symbols = TRUE
+ )
> stop_custom <- c(
+   stopwords("es"),
+   "si", "sí", "no", "tambien", "también", "creo", "o", "sea",
+   "pues", "bueno", "verdad", "claro", "exacto", "totalmente",
+   "caso", "diria", "diría", "decir",
+   "lujo", "marca", "marcas",
+   "moderadora", "entrevistadora",
+   "sigue", "solo", "puede", "parece", "forma",
+   "importante", "genera", "demasiado", "producto", "aunque", "entonces","hace",   "influye", "influyen", "aumenta", "baja",
+   "bastante", "muchísimo", "muchisimo","ves","real","cómo","hoy", "ahora", "sino", "bien","sabes","dos","pasa","hacia","parte"
+ )
> toks_clean <- tokens_remove(toks, pattern = stop_custom)
> dfmat <- dfm(toks_clean)
> # recorta términos  raros
> dfmat <- dfm_trim(dfmat, min_termfreq = 2)
> dim(dfmat)
[1]   7 221
```

```
> topfeatures(dfmat, 30)
         precio     exclusividad     autenticidad       streetwear           encaje       identidad       coherencia     colaboración       percepción            valor
             37               27               22               19               18               17               15               15               13               13
 colaboraciones           deseo intencion_compra         novedad      creatividad             drop             alto       comunidad            atrae         parezca
             12               11               11               11               10               10                9                9                9                9
          drops      pertenencia          escasez            justo        accesible          urbana           pierde          cultura          calidad          generan
              9                8                8                8                8                7                7                7                7                7
> freq <- textstat_frequency(dfmat, n = 20)
> print(freq)
           feature frequency rank docfreq group
1           precio        37    1       5   all
2      exclusividad        27    2       7   all
3      autenticidad        22    3       6   all
4        streetwear        19    4       4   all
5            encaje        18    5       4   all
6         identidad        17    6       6   all
7        coherencia        15    7       6   all
8      colaboración        15    7       3   all
9        percepción        13    9       5   all
10           valor        13    9       4   all
11   colaboraciones        12   11       4   all
12            deseo        11   12       6   all
13 intencion_compra        11   12       6   all
14          novedad        11   12       5   all
15      creatividad        10   15       5   all
16             drop        10   15       4   all
17             alto         9   17       4   all
18        comunidad         9   17       4   all
19            atrae         9   17       5   all
20          parezca         9   17       5   all
> ggplot(freq, aes(x = reorder(feature, frequency), y = frequency)) +
+   geom_col() +
+   coord_flip() +
+   labs(title = "20 palabras más frecuentes",
+        x = "Palabra", y = "Frecuencia")
> set.seed(123)
> textplot_wordcloud(
+   dfmat,
+   min_count = 2,
+   max_words = 80
+ )
> bigrams <- tokens_ngrams(toks_clean, n = 2) %>% dfm()
> topfeatures(bigrams, 20)
                precio_alto                  precio_justo       autenticidad_identidad           mejora_percepción       lanzamientos_limitados
                          7                             5                             4                             4                             4
      identidad_experiencia               estética_urbana       identidad_creatividad            streetwear_moda       integración_streetwear
                          3                             3                             3                             3                             3
       calidad_exclusividad               mejora_actitud                cultura_drop             pocas_unidades          novedad_exclusividad
                          3                             3                             3                             3                             3
             precio_precio                  alto_precio             calidad_diseño           generación_z intencion_compra_autenticidad
                          3                             3                             3                             3                             3
> bigram freq <- textstat frequency(bigrams, n = 15)
```

```
> print(bigram_freq)
                feature frequency rank docfreq group
1            precio_alto         7    1       4   all
2           precio_justo         5    2       3   all
3  autenticidad_identidad         4    3       3   all
4      mejora_percepción          4    3       3   all
5  lanzamientos_limitados         4    3       4   all
6   identidad_experiencia         3    6       3   all
7         estética_urbana         3    6       2   all
8   identidad_creatividad         3    6       2   all
9        streetwear_moda          3    6       2   all
10 integración_streetwear         3    6       3   all
11   calidad_exclusividad         3    6       2   all
12        mejora_actitud          3    6       3   all
13          cultura_drop          3    6       2   all
14        pocas_unidades          3    6       3   all
15   novedad_exclusividad         3    6       3   all
> dtm_topic <- convert(dfmat, to = "topicmodels")
> set.seed(123)
> lda_model <- LDA(
+   dtm_topic,
+   k = 4,
+   method = "Gibbs",
+   control = list(seed = 123, burnin = 100, iter = 500, thin = 50)
+ )
> # Términos principales por tema
> terms(lda_model, 8)
     Topic 1        Topic 2        Topic 3          Topic 4
[1,] "precio"       "autenticidad" "encaje"         "streetwear"
[2,] "exclusividad" "coherencia"   "colaboración"   "identidad"
[3,] "atrae"        "percepción"   "colaboraciones" "creatividad"
[4,] "estatus"      "comunidad"    "deseo"          "drop"
[5,] "significa"    "mejora"       "valor"          "alto"
[6,] "actitud"      "accesible"    "novedad"        "parezca"
[7,] "calidad"      "parecer"      "drops"          "cultura"
[8,] "veo"          "pertenencia"  "justo"          "escasez"
> # Términos principales por tema
> terms(lda_model, 8)
     Topic 1        Topic 2        Topic 3          Topic 4
[1,] "precio"       "autenticidad" "encaje"         "streetwear"
[2,] "exclusividad" "coherencia"   "colaboración"   "identidad"
[3,] "atrae"        "percepción"   "colaboraciones" "creatividad"
[4,] "estatus"      "comunidad"    "deseo"          "drop"
[5,] "significa"    "mejora"       "valor"          "alto"
[6,] "actitud"      "accesible"    "novedad"        "parezca"
[7,] "calidad"      "parecer"      "drops"          "cultura"
[8,] "veo"          "pertenencia"  "justo"          "escasez"
> # Distribución de temas por documento
> topic_dist <- as.data.frame(posterior(lda_model)$topics)
> topic_dist$doc_id <- docs$doc_id
```

```
> topic_dist_long$tema_dominante <- apply(topic_dist[, 1:3], 1, which.max)
> print(topic_dist_long)
                    1         2         3         4          doc_id tema_dominante
FG1_Streetwear 0.2529762 0.2589286 0.1517857 0.3363095 FG1_Streetwear              2
FG2_Collabs    0.2208333 0.1875000 0.3791667 0.2125000    FG2_Collabs              3
FG3_Drop       0.2070312 0.2226562 0.2929688 0.2773438       FG3_Drop              3
FG4_Precio     0.3258929 0.2812500 0.1741071 0.2187500     FG4_Precio              1
FG5_Conexion   0.2658730 0.2420635 0.3134921 0.1785714   FG5_Conexion              3
EP1            0.2885802 0.2145062 0.2515432 0.2453704            EP1              1
EP2            0.2622150 0.2035831 0.3013029 0.2328990            EP2              3
> terms(lda_model, 8)
     Topic 1        Topic 2        Topic 3          Topic 4
[1,] "precio"       "autenticidad" "encaje"         "streetwear"
[2,] "exclusividad" "coherencia"   "colaboración"   "identidad"
[3,] "atrae"        "percepción"   "colaboraciones" "creatividad"
[4,] "estatus"      "comunidad"    "deseo"          "drop"
[5,] "significa"    "mejora"       "valor"          "alto"
[6,] "actitud"      "accesible"    "novedad"        "parezca"
[7,] "calidad"      "parecer"      "drops"          "cultura"
[8,] "veo"          "pertenencia"  "justo"          "escasez"
>
```

10.2. Código en Python: modelos cuantitativos

In [9]:

```
# ========================================================
# 0. Importo las librerías
# ========================================================
import pandas as pd
import numpy as np
from scipy.stats import skew, kurtosis
from statsmodels.stats.outliers_influence import variance_inflation_factor
import statsmodels.api as sm

# ========================================================
# 1. Cargo mi base de datos que viene de los resultados de mi encuesta
# ========================================================
file_path = "TFG Analytics (respuestas).xlsx"
df = pd.read_excel(file_path)

# Limpio los nombres de las columnas
df.columns = [col.strip() for col in df.columns]

# ========================================================
# 2. Renombro variables generales y demográficas
# ========================================================
rename_dict = {
    '¿Has comprado alguna vez un producto de una marca de lujo?': 'compra_lujo',
    '¿Con qué frecuencia compra productos o servicios de lujo?': 'freq_lujo',
    '¿Cómo valorarías tu nivel de familiaridad con las marcas de lujo?': 'familiari
    'Indique su sexo': 'sexo',
    'Indique su edad': 'edad',
    'Indique su ocupación actual': 'ocupacion',
    'Indique su nivel aproximado de ingresos anuales personales': 'ingresos'
}

df = df.rename(columns=rename_dict)

# ========================================================
# 3. Defino bloques
# ========================================================
# -------------------------
# VARIABLES INDEPENDIENTES
# -------------------------
streetwear_cols = [
    'Me gusta que las marcas de lujo incorporen elementos del streetwear.',
    'La integración del streetwear mejora mi valoración de una marca de lujo.',
    'Cuando una marca de lujo adopta estética streetwear, considero que la propuest
    'La combinación entre lujo y streetwear hace que una marca me resulte más actua
]

cobranding_cols = [
    'Valoro positivamente que una marca de lujo colabore con una marca de otro sect
    'Una colaboración entre una marca de lujo y otra marca me resulta más atractiva
    'Una colaboración me parece más coherente cuando existe una relación clara entr
    'Una colaboración funciona mejor cuando no se percibe como forzada.'
]

drop_cols = [
    'Los lanzamientos tipo drop me parecen una forma atractiva de presentar nuevos
    'Cuando una marca lanza productos en ediciones limitadas, la percibo como más i
    'Cuando un producto está disponible en cantidades limitadas, lo percibo como ma
    'Cuando un producto es difícil de conseguir, lo percibo como más especial.'
]

price_cols = [
    'Percibo como justo el precio de una marca de lujo cuando refleja bien el valor
```

```
    'Un precio alto me parece razonable si está en línea con la exclusividad y el p
    'Es posible que una marca ofrezca lujo a un precio más accesible sin perder pre
    'Un precio más moderado no hace que un producto deje de parecer lujo.',
    'Una marca puede resultar más accesible económicamente y seguir transmitiendo e
]

# -------------------------
# MEDIADORA Y DEPENDIENTE
# -------------------------
attitude_cols = [
    'En general, tengo una opinión positiva sobre las marcas de lujo que integran e
    'Las marcas de lujo que combinan streetwear, colaboraciones y lanzamientos limi
    'Valoro favorablemente a las marcas de lujo que apuestan por colaboraciones y l
    'Las marcas de lujo que incorporan streetwear y drops me resultan atractivas.',
    'Me gusta el enfoque de las marcas de lujo que lanzan productos a través de col
]

intention_cols = [
    'Compraría productos de lujo asociados a colaboraciones y lanzamientos limitado
    'Consideraría seriamente comprar productos de marcas de lujo que integran stree
    'Es probable que comprara un producto de lujo lanzado mediante un drop.',
    'Si tuviera la oportunidad, elegiría productos de lujo surgidos de colaboracion
    'Tendría una intención real de comprar productos de lujo vinculados a streetwea
]

likert_cols = (
    streetwear_cols
    + cobranding_cols
    + drop_cols
    + price_cols
    + attitude_cols
    + intention_cols
)

# ============================================================
# 4. Conversión a numérico
# ============================================================
for col in likert_cols:
    df[col] = pd.to_numeric(df[col], errors="coerce")

print("N observaciones:", len(df))
print("NA totales en ítems Likert:", int(df[likert_cols].isna().sum().sum()))

# NA por bloque
na_summary = pd.DataFrame({
    "bloque": ["streetwear", "cobranding", "drop", "price", "attitude", "intention"
    "NA_totales": [
        int(df[streetwear_cols].isna().sum().sum()),
        int(df[cobranding_cols].isna().sum().sum()),
        int(df[drop_cols].isna().sum().sum()),
        int(df[price_cols].isna().sum().sum()),
        int(df[attitude_cols].isna().sum().sum()),
        int(df[intention_cols].isna().sum().sum())
    ]
})

print("\n===== NA POR BLOQUE =====")
print(na_summary)

# ============================================================
# 5. Función para tabla de frecuencias
# ============================================================
def freq_table(series):
    out = series.value_counts(dropna=False).to_frame("n")
```

```
    out["%"] = (out["n"] / out["n"].sum() * 100).round(1)
    return out

# ============================================================
# 6. Analizar perfil de la muestra
# ============================================================
demo_vars = ["sexo", "edad", "ocupacion", "ingresos", "freq_lujo", "familiaridad_lu

print("\n===== PERFIL DE LA MUESTRA =====")
for col in demo_vars:
    if col in df.columns:
        print(f"\n===== {col.upper()} =====")
        print(freq_table(df[col]))

# ============================================================
# 7. Función alpha de cronbach
# ============================================================
def cronbach_alpha(items_df):
    items_df = items_df.dropna()
    k = items_df.shape[1]

    if k <= 1:
        return np.nan

    item_variances = items_df.var(axis=0, ddof=1)
    total_score = items_df.sum(axis=1)
    total_variance = total_score.var(ddof=1)

    alpha = (k / (k - 1)) * (1 - item_variances.sum() / total_variance)
    return alpha

# ============================================================
# 8. Diagnóstico item a item
# ============================================================
def item_analysis(data, items, construct_name):
    rows = []
    data = data[items].dropna()

    total_score = data.sum(axis=1)

    for item in items:
        total_without_item = total_score - data[item]
        item_total_corr = data[item].corr(total_without_item)

        remaining_items = [i for i in items if i != item]
        alpha_if_deleted = cronbach_alpha(data[remaining_items])

        rows.append({
            "construct": construct_name,
            "item": item,
            "item_total_corr": round(item_total_corr, 3),
            "alpha_if_deleted": round(alpha_if_deleted, 3)
        })

    return pd.DataFrame(rows)

# ============================================================
# 9. Alpha de cronbach
# ============================================================
reliability_summary = pd.DataFrame({
    "construct": [
        "streetwear", "cobranding", "drop", "price",
        "attitude", "intention"
    ],
```

```
    "rol_modelo": [
        "independiente", "independiente", "independiente", "independiente",
        "mediadora", "dependiente"
    ],
    "n_items": [
        len(streetwear_cols), len(cobranding_cols), len(drop_cols), len(price_cols)
        len(attitude_cols), len(intention_cols)
    ],
    "cronbach_alpha": [
        round(cronbach_alpha(df[streetwear_cols]), 3),
        round(cronbach_alpha(df[cobranding_cols]), 3),
        round(cronbach_alpha(df[drop_cols]), 3),
        round(cronbach_alpha(df[price_cols]), 3),
        round(cronbach_alpha(df[attitude_cols]), 3),
        round(cronbach_alpha(df[intention_cols]), 3)
    ]
})

print("\n===== FIABILIDAD DE ESCALAS =====")
print(reliability_summary)

item_diag = pd.concat([
    item_analysis(df, streetwear_cols, "streetwear"),
    item_analysis(df, cobranding_cols, "cobranding"),
    item_analysis(df, drop_cols, "drop"),
    item_analysis(df, price_cols, "price"),
    item_analysis(df, attitude_cols, "attitude"),
    item_analysis(df, intention_cols, "intention")
], axis=0)

print("\n===== DIAGNÓSTICO ÍTEM A ÍTEM =====")
print(item_diag)

# ============================================================
# 10. CONSTRUCCIÓN DE ESCALAS
# ============================================================
df["SW_mean"] = df[streetwear_cols].mean(axis=1)
df["CB_mean"] = df[cobranding_cols].mean(axis=1)
df["DR_mean"] = df[drop_cols].mean(axis=1)
df["PR_mean"] = df[price_cols].mean(axis=1)

df["ATT_mean"] = df[attitude_cols].mean(axis=1)
df["INT_mean"] = df[intention_cols].mean(axis=1)

# ============================================================
# 11. DESCRIPTIVOS DE ESCALAS
# ============================================================
indep_scale_cols = ["SW_mean", "CB_mean", "DR_mean", "PR_mean"]
all_scale_cols = ["SW_mean", "CB_mean", "DR_mean", "PR_mean", "ATT_mean", "INT_mean

scale_desc = df[all_scale_cols].describe().T.round(3)
scale_desc["skewness"] = df[all_scale_cols].skew().round(3)
scale_desc["kurtosis"] = df[all_scale_cols].kurtosis().round(3)

print("\n===== DESCRIPTIVOS DE LAS ESCALAS =====")
print(scale_desc)

# ============================================================
# 12. DESCRIPTIVOS SOCIODEMOGRÁFICOS
# ============================================================
print("\n===== DESCRIPTIVOS SOCIODEMOGRÁFICOS =====")
for col in demo_vars:
    if col in df.columns:
        print(f"\n===== {col.upper()} =====")
```

```
        print(freq_table(df[col]))

# ========================================================
# 13. DESCRIPTIVOS ÍTEM A ÍTEM (solo variables independeintes)
# ========================================================
item_descriptives = []
for col in streetwear_cols + cobranding_cols + drop_cols + price_cols:
    series = df[col].dropna()
    item_descriptives.append({
        "item": col,
        "n": series.count(),
        "mean": round(series.mean(), 3),
        "std": round(series.std(), 3),
        "min": series.min(),
        "max": series.max(),
        "skewness": round(skew(series, bias=False), 3),
        "kurtosis": round(kurtosis(series, bias=False), 3)
    })

item_descriptives = pd.DataFrame(item_descriptives)

print("\n===== DESCRIPTIVOS ÍTEM A ÍTEM (INDEPENDIENTES) =====")
print(item_descriptives)

# ========================================================
# 14. CORRELACIONES
# ========================================================
corr_ind = df[indep_scale_cols].corr().round(3)
corr_full = df[all_scale_cols].corr().round(3)

print("\n===== CORRELACIONES ENTRE INDEPENDIENTES =====")
print(corr_ind)

print("\n===== CORRELACIONES COMPLETAS =====")
print(corr_full)

# ========================================================
# 15. VIF DE LAS INDEPENDIENTES
# ========================================================
X_vif = df[indep_scale_cols].dropna().copy()
X_vif = sm.add_constant(X_vif)

vif_table = pd.DataFrame()
vif_table["variable"] = X_vif.columns
vif_table["VIF"] = [
    round(variance_inflation_factor(X_vif.values, i), 3)
    for i in range(X_vif.shape[1])
]

print("\n===== VIF DE LAS INDEPENDIENTES =====")
print(vif_table)

# ========================================================
# 16. EXPORTO RESULTADOS
# ========================================================
with pd.ExcelWriter("resultados_exploratorio.xlsx") as writer:
    na_summary.to_excel(writer, sheet_name="NA_bloques", index=False)
    reliability_summary.to_excel(writer, sheet_name="reliability_summary", index=Fa
    item_diag.to_excel(writer, sheet_name="item_diagnostics", index=False)
    scale_desc.to_excel(writer, sheet_name="scale_descriptives")
    item_descriptives.to_excel(writer, sheet_name="item_descriptives", index=False)
    corr_ind.to_excel(writer, sheet_name="corr_independientes")
    corr_full.to_excel(writer, sheet_name="corr_full")
    vif_table.to_excel(writer, sheet_name="vif", index=False)
```

```
print("\nArchivo exportado: resultados_exploratorio.xlsx")
```

```
N observaciones: 102
NA totales en ítems Likert: 5

===== NA POR BLOQUE =====
       bloque  NA_totales
0  streetwear           1
1  cobranding           0
2        drop           1
3       price           2
4    attitude           0
5   intention           1

===== PERFIL DE LA MUESTRA =====

===== SEXO =====
                    n     %
Mujer              59  57.8
Hombre             37  36.3
Prefiero no decir   4   3.9
NaN                 2   2.0

===== EDAD =====
                     n     %
Entre 24 y 29 años  81  79.4
Entre 16 y 23 años  20  19.6
Más de 29 años       1   1.0

===== OCUPACION =====
                                n     %
Trabajador/a por cuenta ajena   73  71.6
Estudiante                      18  17.6
Trabajador/a por cuenta propia   7   6.9
NaN                              3   2.9
Desempleado/a                    1   1.0

===== INGRESOS =====
                          n     %
Entre 41.000 y 60.000 €  28  27.5
Entre 20.000 y 40.000 €  24  23.5
Menos de 20.000 €        23  22.5
Entre 61.000 y 80.000 €  22  21.6
Prefiero no contestar     2   2.0
Más de 80.000 €           2   2.0
NaN                       1   1.0

===== FREQ_LUJO =====
                                                    n     %
Ocasionalmente (una o dos veces al año)            51  50.0
Frecuentemente (varias veces al año)               34  33.3
Habitualmente (forma parte de mi estilo de vida)   15  14.7
Nunca                                               2   2.0

===== FAMILIARIDAD_LUJO =====
           n     %
Medio     40  39.2
Alto      28  27.5
Muy alto  11  10.8
Bajo      11  10.8
Muy bajo   9   8.8
NaN        3   2.9

===== COMPRA_LUJO =====
      n     %
Sí  100  98.0
```

```
No    2   2.0

===== FIABILIDAD DE ESCALAS =====
    construct     rol_modelo  n_items  cronbach_alpha
0  streetwear  independiente        4           0.984
1  cobranding  independiente        4           0.964
2        drop  independiente        4           0.967
3       price  independiente        5           0.920
4    attitude      mediadora        5           0.976
5   intention    dependiente        5           0.972

===== DIAGNÓSTICO ÍTEM A ÍTEM =====
    construct                                               item  \
0  streetwear  Me gusta que las marcas de lujo incorporen ele...
1  streetwear  La integración del streetwear mejora mi valora...
2  streetwear  Cuando una marca de lujo adopta estética stree...
3  streetwear  La combinación entre lujo y streetwear hace qu...
0  cobranding  Valoro positivamente que una marca de lujo col...
1  cobranding  Una colaboración entre una marca de lujo y otr...
2  cobranding  Una colaboración me parece más coherente cuand...
3  cobranding  Una colaboración funciona mejor cuando no se p...
0        drop  Los lanzamientos tipo drop me parecen una form...
1        drop  Cuando una marca lanza productos en ediciones ...
2        drop  Cuando un producto está disponible en cantidad...
3        drop  Cuando un producto es difícil de conseguir, lo...
0       price  Percibo como justo el precio de una marca de l...
1       price  Un precio alto me parece razonable si está en ...
2       price  Es posible que una marca ofrezca lujo a un pre...
3       price  Un precio más moderado no hace que un producto...
4       price  Una marca puede resultar más accesible económi...
0    attitude  En general, tengo una opinión positiva sobre l...
1    attitude  Las marcas de lujo que combinan streetwear, co...
2    attitude  Valoro favorablemente a las marcas de lujo que...
3    attitude  Las marcas de lujo que incorporan streetwear y...
4    attitude  Me gusta el enfoque de las marcas de lujo que ...
0   intention  Compraría productos de lujo asociados a colabo...
1   intention  Consideraría seriamente comprar productos de m...
2   intention  Es probable que comprara un producto de lujo l...
3   intention  Si tuviera la oportunidad, elegiría productos ...
4   intention  Tendría una intención real de comprar producto...

   item_total_corr  alpha_if_deleted
0            0.959             0.978
1            0.959             0.978
2            0.950             0.981
3            0.967             0.976
0            0.898             0.958
1            0.949             0.941
2            0.908             0.954
3            0.898             0.957
0            0.930             0.953
1            0.933             0.953
2            0.892             0.964
3            0.922             0.955
0            0.729             0.915
1            0.705             0.919
2            0.841             0.893
3            0.830             0.895
4            0.869             0.887
0            0.943             0.968
1            0.915             0.972
2            0.931             0.970
3            0.939             0.969
4            0.918             0.972
```

```
0            0.956             0.959
1            0.909             0.966
2            0.919             0.965
3            0.883             0.970
4            0.922             0.964

===== DESCRIPTIVOS DE LAS ESCALAS =====
          count   mean    std   min   25%    50%   75%   max  skewness  \
SW_mean   102.0  3.891  1.956  1.00  2.00  4.000  5.75  6.75     0.027
CB_mean   102.0  4.799  1.746  1.25  4.00  5.125  6.25  7.00    -0.667
DR_mean   102.0  5.111  1.712  1.25  4.00  5.500  6.50  7.00    -0.772
PR_mean   102.0  4.867  1.608  1.40  4.00  5.300  6.00  7.00    -0.741
ATT_mean  102.0  4.476  1.816  1.00  3.05  5.000  6.00  7.00    -0.496
INT_mean  102.0  4.214  1.768  1.00  3.20  4.000  5.80  7.00    -0.322

          kurtosis
SW_mean     -1.484
CB_mean     -0.727
DR_mean     -0.641
PR_mean     -0.485
ATT_mean    -1.026
INT_mean    -1.028

===== DESCRIPTIVOS SOCIODEMOGRÁFICOS =====

===== SEXO =====
                    n     %
Mujer              59  57.8
Hombre             37  36.3
Prefiero no decir   4   3.9
NaN                 2   2.0

===== EDAD =====
                     n     %
Entre 24 y 29 años  81  79.4
Entre 16 y 23 años  20  19.6
Más de 29 años       1   1.0

===== OCUPACION =====
                               n     %
Trabajador/a por cuenta ajena   73  71.6
Estudiante                      18  17.6
Trabajador/a por cuenta propia   7   6.9
NaN                              3   2.9
Desempleado/a                    1   1.0

===== INGRESOS =====
                          n     %
Entre 41.000 y 60.000 €  28  27.5
Entre 20.000 y 40.000 €  24  23.5
Menos de 20.000 €        23  22.5
Entre 61.000 y 80.000 €  22  21.6
Prefiero no contestar     2   2.0
Más de 80.000 €           2   2.0
NaN                       1   1.0

===== FREQ_LUJO =====
                                                    n     %
Ocasionalmente (una o dos veces al año)            51  50.0
Frecuentemente (varias veces al año)               34  33.3
Habitualmente (forma parte de mi estilo de vida)   15  14.7
Nunca                                               2   2.0

===== FAMILIARIDAD_LUJO =====
```

```
           n     %
Medio     40  39.2
Alto      28  27.5
Muy alto  11  10.8
Bajo      11  10.8
Muy bajo   9   8.8
NaN        3   2.9

===== COMPRA_LUJO =====
      n     %
Sí  100  98.0
No    2   2.0

===== DESCRIPTIVOS ÍTEM A ÍTEM (INDEPENDIENTES) =====
                                                 item    n   mean    std  min  \
0   Me gusta que las marcas de lujo incorporen ele...  102  3.931  2.016  1.0
1   La integración del streetwear mejora mi valora...  101  3.881  1.966  1.0
2   Cuando una marca de lujo adopta estética stree...  102  3.765  1.910  1.0
3   La combinación entre lujo y streetwear hace qu...  102  3.961  2.106  1.0
4   Valoro positivamente que una marca de lujo col...  102  4.618  1.990  1.0
5   Una colaboración entre una marca de lujo y otr...  102  4.833  1.878  1.0
6   Una colaboración me parece más coherente cuand...  102  4.814  1.756  1.0
7   Una colaboración funciona mejor cuando no se p...  102  4.931  1.713  1.0
8   Los lanzamientos tipo drop me parecen una form...  102  4.941  1.801  1.0
9   Cuando una marca lanza productos en ediciones ...  102  5.098  1.901  1.0
10  Cuando un producto está disponible en cantidad...  102  5.324  1.678  1.0
11  Cuando un producto es difícil de conseguir, lo...  101  5.079  1.804  1.0
12  Percibo como justo el precio de una marca de l...  102  4.843  1.762  1.0
13  Un precio alto me parece razonable si está en ...  101  4.871  1.742  1.0
14  Es posible que una marca ofrezca lujo a un pre...  102  5.010  1.891  1.0
15  Un precio más moderado no hace que un producto...  102  4.814  1.902  1.0
16  Una marca puede resultar más accesible económi...  101  4.851  1.835  1.0

    max  skewness  kurtosis
0   7.0     0.118    -1.332
1   7.0     0.032    -1.305
2   7.0     0.005    -1.269
3   7.0     0.020    -1.422
4   7.0    -0.477    -1.061
5   7.0    -0.623    -0.787
6   7.0    -0.672    -0.539
7   7.0    -0.662    -0.626
8   7.0    -0.709    -0.602
9   7.0    -0.681    -0.843
10  7.0    -0.950    -0.060
11  7.0    -0.746    -0.450
12  7.0    -0.665    -0.662
13  7.0    -0.552    -0.854
14  7.0    -0.732    -0.706
15  7.0    -0.572    -0.932
16  7.0    -0.609    -0.977

===== CORRELACIONES ENTRE INDEPENDIENTES =====
         SW_mean  CB_mean  DR_mean  PR_mean
SW_mean    1.000    0.613    0.385    0.599
CB_mean    0.613    1.000    0.515    0.599
DR_mean    0.385    0.515    1.000    0.563
PR_mean    0.599    0.599    0.563    1.000

===== CORRELACIONES COMPLETAS =====
          SW_mean  CB_mean  DR_mean  PR_mean  ATT_mean  INT_mean
SW_mean     1.000    0.613    0.385    0.599     0.861     0.786
CB_mean     0.613    1.000    0.515    0.599     0.724     0.748
DR_mean     0.385    0.515    1.000    0.563     0.592     0.638
```

```
PR_mean     0.599    0.599    0.563    1.000     0.723     0.701
ATT_mean    0.861    0.724    0.592    0.723     1.000     0.922
INT_mean    0.786    0.748    0.638    0.701     0.922     1.000

===== VIF DE LAS INDEPENDIENTES =====
  variable     VIF
0    const  13.340
1  SW_mean   1.855
2  CB_mean   1.989
3  DR_mean   1.580
4  PR_mean   2.069

Archivo exportado: resultados_exploratorio.xlsx
```

In [2]:

```python
# ============================================================
# MODELO 1
# Variable dependiente: actitud hacia la marca
# Variables independientes: streetwear, co-branding,
# drop/exclusividad y precio/lujo accesible
# ============================================================


# SELECCIONO SOLO LAS VARIABLES NECESARIAS PARA EL MODELO
model_df = df[["SW_mean", "CB_mean", "DR_mean", "PR_mean", "ATT_mean"]].copy()

# ELIMINO OBSERVACIONES CON VALORES PERDIDOS EN EL MODELO
# En mi caso prácticamente no había NA, así que esto apenas reduce muestra
model_df = model_df.dropna()

# ESTIMO EL MODELO DE REGRESIÓN
# UsO OLS con errores robustos HC3 (esto es conveniente porque hace la inferencia r
modelo1 = smf.ols(
    formula="ATT_mean ~ SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_mean",
    data=model_df
).fit(cov_type="HC3")

print("=================================================")
print("MODELO 1: ACTITUD HACIA LA MARCA COMO DEPENDIENTE")
print("=================================================")
print(modelo1.summary())
```

```
==================================================
MODELO 1: ACTITUD HACIA LA MARCA COMO DEPENDIENTE
==================================================
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:               ATT_mean   R-squared:                       0.858
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.852
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     325.1
Date:                Sat, 30 May 2026   Prob (F-statistic):           2.96e-55
Time:                        21:14:31   Log-Likelihood:                -105.63
No. Observations:                 102   AIC:                             221.3
Df Residuals:                      97   BIC:                             234.4
Df Model:                           4
Covariance Type:                  HC3
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept     -0.4048      0.177     -2.281      0.023      -0.753      -0.057
SW_mean        0.5446      0.053     10.238      0.000       0.440       0.649
CB_mean        0.1760      0.088      2.006      0.045       0.004       0.348
DR_mean        0.1978      0.085      2.331      0.020       0.031       0.364
PR_mean        0.1862      0.118      1.579      0.114      -0.045       0.417
==============================================================================
Omnibus:                        5.459   Durbin-Watson:                   1.581
Prob(Omnibus):                  0.065   Jarque-Bera (JB):                7.165
Skew:                          -0.190   Prob(JB):                       0.0278
Kurtosis:                       4.241   Cond. No.                         36.2
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC3)
```

In [3]:

```python
# ============================================================
# MODELO 2A: INTENCIÓN DE COMPRA SIN MEDIADORA
# ============================================================

# 8A. CREAR LA BASE DEL MODELO 2A
model2a_df = df[["SW_mean", "CB_mean", "DR_mean", "PR_mean", "INT_mean"]].copy()
model2a_df = model2a_df.dropna()

# 9A. ESTIMAR EL MODELO 2A
modelo2a = smf.ols(
    formula="INT_mean ~ SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_mean",
    data=model2a_df
).fit(cov_type="HC3")

# 10A. MOSTRAR RESULTADOS DEL MODELO 2A
print("==================================================")
print("MODELO 2A: INTENCIÓN DE COMPRA SIN MEDIADORA")
print("==================================================")
print(modelo2a.summary())

# ============================================================
# MODELO 2B: INTENCIÓN DE COMPRA CON MEDIADORA
# ============================================================

# 8B. CREAR LA BASE DEL MODELO 2B
model2b_df = df[["SW_mean", "CB_mean", "DR_mean", "PR_mean", "ATT_mean", "INT_mean"
model2b_df = model2b_df.dropna()

# 9B. ESTIMAR EL MODELO 2B
modelo2b = smf.ols(
    formula="INT_mean ~ ATT_mean + SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_mean",
    data=model2b_df
```

```
).fit(cov_type="HC3")

# 10B. MOSTRAR RESULTADOS DEL MODELO 2B
print("\n==================================================")
print("MODELO 2B: INTENCIÓN DE COMPRA CON ATTITUDE")
print("==================================================")
print(modelo2b.summary())
```

```
================================================
MODELO 2A: INTENCIÓN DE COMPRA SIN MEDIADORA
================================================
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:               INT_mean   R-squared:                       0.804
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.796
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     188.0
Date:                Sat, 30 May 2026   Prob (F-statistic):           8.99e-45
Time:                        21:14:42   Log-Likelihood:                -119.25
No. Observations:                 102   AIC:                             248.5
Df Residuals:                      97   BIC:                             261.6
Df Model:                           4
Covariance Type:                  HC3
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept     -0.6930      0.226     -3.068      0.002      -1.136      -0.250
SW_mean        0.4051      0.054      7.520      0.000       0.300       0.511
CB_mean        0.2659      0.097      2.738      0.006       0.076       0.456
DR_mean        0.2654      0.095      2.805      0.005       0.080       0.451
PR_mean        0.1435      0.135      1.065      0.287      -0.121       0.408
==============================================================================
Omnibus:                        8.552   Durbin-Watson:                   1.772
Prob(Omnibus):                  0.014   Jarque-Bera (JB):                9.810
Skew:                          -0.481   Prob(JB):                      0.00741
Kurtosis:                       4.177   Cond. No.                         36.2
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC3)

================================================
MODELO 2B: INTENCIÓN DE COMPRA CON ATTITUDE
================================================
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:               INT_mean   R-squared:                       0.873
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.867
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     202.8
Date:                Sat, 30 May 2026   Prob (F-statistic):           2.14e-49
Time:                        21:14:42   Log-Likelihood:                -96.985
No. Observations:                 102   AIC:                             206.0
Df Residuals:                      96   BIC:                             221.7
Df Model:                           5
Covariance Type:                  HC3
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept     -0.4179      0.186     -2.244      0.025      -0.783      -0.053
ATT_mean       0.6797      0.125      5.433      0.000       0.434       0.925
SW_mean        0.0349      0.088      0.395      0.693      -0.138       0.208
CB_mean        0.1462      0.056      2.596      0.009       0.036       0.257
DR_mean        0.1310      0.059      2.215      0.027       0.015       0.247
PR_mean        0.0169      0.072      0.235      0.814      -0.124       0.158
==============================================================================
Omnibus:                       14.777   Durbin-Watson:                   1.735
Prob(Omnibus):                  0.001   Jarque-Bera (JB):               17.316
Skew:                          -0.806   Prob(JB):                     0.000174
Kurtosis:                       4.214   Cond. No.                         40.9
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC3)
```

In [4]:

```
# ========================================================
# BLOQUE A. COMPARACIÓN JERÁRQUICA ENTRE MODELO 2A Y 2B
# ========================================================

import pandas as pd
import statsmodels.formula.api as smf
import statsmodels.api as sm
from statsmodels.stats.anova import anova_lm

# --------------------------------------------------------
# 1. Crear una base común para comparar 2A y 2B
# Importante: ambos modelos deben estimarse sobre la misma muestra
# --------------------------------------------------------
common_df = df[["SW_mean", "CB_mean", "DR_mean", "PR_mean", "ATT_mean", "INT_mean"]

print("Número de observaciones en la comparación jerárquica:", len(common_df))

# --------------------------------------------------------
# 2. Reestimar ambos modelos sobre la misma muestra
# Aquí usamos OLS clásico para poder hacer ANOVA entre modelos anidados
# --------------------------------------------------------
modelo2a_comp = smf.ols(
    formula="INT_mean ~ SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_mean",
    data=common_df
).fit()

modelo2b_comp = smf.ols(
    formula="INT_mean ~ ATT_mean + SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_mean",
    data=common_df
).fit()

# --------------------------------------------------------
# 3. Comparación básica de ajuste
# --------------------------------------------------------
comparacion_modelos = pd.DataFrame({
    "modelo": ["Modelo 2A", "Modelo 2B"],
    "R2": [modelo2a_comp.rsquared, modelo2b_comp.rsquared],
    "R2_ajustado": [modelo2a_comp.rsquared_adj, modelo2b_comp.rsquared_adj],
    "AIC": [modelo2a_comp.aic, modelo2b_comp.aic],
    "BIC": [modelo2a_comp.bic, modelo2b_comp.bic]
})

comparacion_modelos["R2"] = comparacion_modelos["R2"].round(4)
comparacion_modelos["R2_ajustado"] = comparacion_modelos["R2_ajustado"].round(4)
comparacion_modelos["AIC"] = comparacion_modelos["AIC"].round(2)
comparacion_modelos["BIC"] = comparacion_modelos["BIC"].round(2)

print("\n================================================")
print("COMPARACIÓN DE AJUSTE: MODELO 2A VS MODELO 2B")
print("================================================")
print(comparacion_modelos)

# --------------------------------------------------------
# 4. Cambio en R2
# --------------------------------------------------------
delta_r2 = modelo2b_comp.rsquared - modelo2a_comp.rsquared
delta_r2_adj = modelo2b_comp.rsquared_adj - modelo2a_comp.rsquared_adj

print("\nCambio en R² al añadir ATT_mean:", round(delta_r2, 4))
print("Cambio en R² ajustado al añadir ATT_mean:", round(delta_r2_adj, 4))

# --------------------------------------------------------
# 5. Comparación formal entre modelos anidados
```

```
# ------------------------------------------------------------
anova_comparacion = anova_lm(modelo2a_comp, modelo2b_comp)

print("\n================================================")
print("ANOVA ENTRE MODELO 2A Y MODELO 2B")
print("================================================")
print(anova_comparacion)
```

```
Número de observaciones en la comparación jerárquica: 102

================================================
COMPARACIÓN DE AJUSTE: MODELO 2A VS MODELO 2B
================================================
      modelo      R2  R2_ajustado     AIC     BIC
0  Modelo 2A  0.8041       0.7960  248.49  261.62
1  Modelo 2B  0.8734       0.8668  205.97  221.72

Cambio en R² al añadir ATT_mean: 0.0693
Cambio en R² ajustado al añadir ATT_mean: 0.0708

================================================
ANOVA ENTRE MODELO 2A Y MODELO 2B
================================================
   df_resid        ssr  df_diff    ss_diff          F        Pr(>F)
0      97.0  61.884789      0.0        NaN        NaN           NaN
1      96.0  39.994970      1.0  21.889819  52.542173  1.066147e-10
```

In [5]:

```
# ============================================================
# BLOQUE B. BETAS ESTANDARIZADOS
# ============================================================

import pandas as pd
import statsmodels.formula.api as smf

# ------------------------------------------------------------
# 1. Función para estandarizar variables numéricas
# ------------------------------------------------------------
def estandarizar_serie(s):
    return (s - s.mean()) / s.std(ddof=0)

# ------------------------------------------------------------
# 2. Base para Modelo 1 estandarizado
# ------------------------------------------------------------
std_m1 = df[["SW_mean", "CB_mean", "DR_mean", "PR_mean", "ATT_mean"]].dropna().copy

for col in std_m1.columns:
    std_m1[col + "_z"] = estandarizar_serie(std_m1[col])

modelo1_z = smf.ols(
    formula="ATT_mean_z ~ SW_mean_z + CB_mean_z + DR_mean_z + PR_mean_z",
    data=std_m1
).fit(cov_type="HC3")

print("\n================================================")
print("MODELO 1 ESTANDARIZADO")
print("================================================")
print(modelo1_z.summary())

# Tabla limpia de coeficientes estandarizados
betas_m1 = pd.DataFrame({
    "variable": modelo1_z.params.index,
    "beta_estandarizado": modelo1_z.params.values,
    "p_valor": modelo1_z.pvalues.values
})
```

```
betas_m1 = betas_m1[betas_m1["variable"] != "Intercept"]
betas_m1["beta_estandarizado"] = betas_m1["beta_estandarizado"].round(3)
betas_m1["p_valor"] = betas_m1["p_valor"].round(4)

print("\nBetas estandarizados - Modelo 1")
print(betas_m1)

# ------------------------------------------------------------
# 3. Base para Modelo 2B estandarizado
# ------------------------------------------------------------
std_m2b = df[["SW_mean", "CB_mean", "DR_mean", "PR_mean", "ATT_mean", "INT_mean"]].

for col in std_m2b.columns:
    std_m2b[col + "_z"] = estandarizar_serie(std_m2b[col])

modelo2b_z = smf.ols(
    formula="INT_mean_z ~ ATT_mean_z + SW_mean_z + CB_mean_z + DR_mean_z + PR_mean_
    data=std_m2b
).fit(cov_type="HC3")

print("\n================================================")
print("MODELO 2B ESTANDARIZADO")
print("================================================")
print(modelo2b_z.summary())

betas_m2b = pd.DataFrame({
    "variable": modelo2b_z.params.index,
    "beta_estandarizado": modelo2b_z.params.values,
    "p_valor": modelo2b_z.pvalues.values
})

betas_m2b = betas_m2b[betas_m2b["variable"] != "Intercept"]
betas_m2b["beta_estandarizado"] = betas_m2b["beta_estandarizado"].round(3)
betas_m2b["p_valor"] = betas_m2b["p_valor"].round(4)

print("\nBetas estandarizados - Modelo 2B")
print(betas_m2b)
```

```
================================================
MODELO 1 ESTANDARIZADO
================================================
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:             ATT_mean_z   R-squared:                       0.858
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.852
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     325.1
Date:                Sat, 30 May 2026   Prob (F-statistic):           2.96e-55
Time:                        21:14:45   Log-Likelihood:                -45.292
No. Observations:                 102   AIC:                             100.6
Df Residuals:                      97   BIC:                             113.7
Df Model:                           4
Covariance Type:                  HC3
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept   -5.69e-16      0.041   -1.4e-14      1.000      -0.080       0.080
SW_mean_z      0.5869      0.057     10.238      0.000       0.475       0.699
CB_mean_z      0.1692      0.084      2.006      0.045       0.004       0.335
DR_mean_z      0.1865      0.080      2.331      0.020       0.030       0.343
PR_mean_z      0.1649      0.104      1.579      0.114      -0.040       0.370
==============================================================================
Omnibus:                        5.459   Durbin-Watson:                   1.581
Prob(Omnibus):                  0.065   Jarque-Bera (JB):                7.165
Skew:                          -0.190   Prob(JB):                       0.0278
Kurtosis:                       4.241   Cond. No.                         2.81
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC3)

Betas estandarizados - Modelo 1
    variable  beta_estandarizado  p_valor
1  SW_mean_z               0.587   0.0000
2  CB_mean_z               0.169   0.0449
3  DR_mean_z               0.187   0.0198
4  PR_mean_z               0.165   0.1144

================================================
MODELO 2B ESTANDARIZADO
================================================
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:             INT_mean_z   R-squared:                       0.873
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.867
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     202.8
Date:                Sat, 30 May 2026   Prob (F-statistic):           2.14e-49
Time:                        21:14:45   Log-Likelihood:                -39.338
No. Observations:                 102   AIC:                             90.68
Df Residuals:                      96   BIC:                             106.4
Df Model:                           5
Covariance Type:                  HC3
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept  -3.053e-16      0.038   -8.1e-15      1.000      -0.074       0.074
ATT_mean_z     0.6979      0.128      5.433      0.000       0.446       0.950
SW_mean_z      0.0386      0.098      0.395      0.693      -0.153       0.230
CB_mean_z      0.1444      0.056      2.596      0.009       0.035       0.253
DR_mean_z      0.1268      0.057      2.215      0.027       0.015       0.239
PR_mean_z      0.0154      0.065      0.235      0.814      -0.113       0.144
==============================================================================
Omnibus:                       14.777   Durbin-Watson:                   1.735
```

```
Prob(Omnibus):                  0.001   Jarque-Bera (JB):                17.316
Skew:                          -0.806   Prob(JB):                     0.000174
Kurtosis:                       4.214   Cond. No.                         6.04
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC3)

Betas estandarizados - Modelo 2B
     variable  beta_estandarizado  p_valor
1  ATT_mean_z               0.698   0.0000
2   SW_mean_z               0.039   0.6928
3   CB_mean_z               0.144   0.0094
4   DR_mean_z               0.127   0.0267
5   PR_mean_z               0.015   0.8141
```

In [6]:

```python
# ========================================================
# BLOQUE C. MODELO DE ROBUSTEZ CON CONTROLES
# ========================================================

import pandas as pd
import statsmodels.formula.api as smf

# ---------------------------------------------------------
# 1. Base con controles
# ---------------------------------------------------------
robust_df = df[[
    "SW_mean", "CB_mean", "DR_mean", "PR_mean", "ATT_mean", "INT_mean",
    "sexo", "freq_lujo", "familiaridad_lujo", "compra_lujo"
]].dropna().copy()

print("Número de observaciones en el modelo con controles:", len(robust_df))

# ---------------------------------------------------------
# 2. Modelo 2B con controles
# C() se usa para tratar las variables categóricas como factores
# ---------------------------------------------------------
modelo2b_controles = smf.ols(
    formula="""
    INT_mean ~ ATT_mean + SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_mean
               + C(sexo) + C(freq_lujo) + C(familiaridad_lujo) + C(compra_lujo)
    """,
    data=robust_df
).fit(cov_type="HC3")

print("\n================================================")
print("MODELO 2B CON CONTROLES")
print("================================================")
print(modelo2b_controles.summary())
```

```
Número de observaciones en el modelo con controles: 97

==================================================
MODELO 2B CON CONTROLES
==================================================
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:               INT_mean   R-squared:                       0.892
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.874
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     463.1
Date:                Sat, 30 May 2026   Prob (F-statistic):           1.48e-72
Time:                        21:14:46   Log-Likelihood:                -83.727
No. Observations:                  97   AIC:                             197.5
Df Residuals:                      82   BIC:                             236.1
Df Model:                          14
Covariance Type:                  HC3
================================================================================
==================================================
                                                                     coef    std
err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
--------------------------------------------------
Intercept                                                          -0.2967
0.209     -1.421      0.155      -0.706       0.112
C(sexo)[T.Mujer]                                                   -0.0632
0.161     -0.393      0.694      -0.378       0.252
C(sexo)[T.Prefiero no decir]                                       -0.3612
0.501     -0.721      0.471      -1.343       0.621
C(freq_lujo)[T.Habitualmente (forma parte de mi estilo de vida)]     0.0805
0.264      0.304      0.761      -0.438       0.599
C(freq_lujo)[T.Nunca]                                              -0.6691
0.267     -2.510      0.012      -1.192      -0.147
C(freq_lujo)[T.Ocasionalmente (una o dos veces al año)]            -0.4105
0.175     -2.344      0.019      -0.754      -0.067
C(familiaridad_lujo)[T.Bajo]                                        0.0193
0.271      0.071      0.943      -0.511       0.550
C(familiaridad_lujo)[T.Medio]                                      -0.1510
0.177     -0.855      0.393      -0.497       0.195
C(familiaridad_lujo)[T.Muy alto]                                   -0.0169
0.301     -0.056      0.955      -0.606       0.572
C(familiaridad_lujo)[T.Muy bajo]                                    0.1294
0.329      0.393      0.694      -0.516       0.775
C(compra_lujo)[T.Sí]                                                0.3724
0.179      2.082      0.037       0.022       0.723
ATT_mean                                                            0.7073
0.145      4.883      0.000       0.423       0.991
SW_mean                                                            -0.0457
0.104     -0.438      0.662      -0.250       0.159
CB_mean                                                             0.1780
0.069      2.570      0.010       0.042       0.314
DR_mean                                                             0.1311
0.069      1.897      0.058      -0.004       0.267
PR_mean                                                            -0.0166
0.080     -0.207      0.836      -0.174       0.141
==============================================================================
Omnibus:                        9.238   Durbin-Watson:                   1.680
Prob(Omnibus):                  0.010   Jarque-Bera (JB):                9.025
Skew:                          -0.702   Prob(JB):                       0.0110
Kurtosis:                       3.509   Cond. No.                     2.27e+17
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC3)
```

```
[2] The smallest eigenvalue is 2.23e-31. This might indicate that there are
strong multicollinearity problems or that the design matrix is singular.
```

In [7]:

```python
# ============================================================
# BLOQUE D. BOOTSTRAP DE MEDIACIÓN
# ATT_mean como mediadora entre X e INT_mean
# ============================================================

import pandas as pd
import numpy as np
import statsmodels.formula.api as smf

# ------------------------------------------------------------
# 1. Base para mediación
# ------------------------------------------------------------
med_df = df[["SW_mean", "CB_mean", "DR_mean", "PR_mean", "ATT_mean", "INT_mean"]].c

print("Número de observaciones para mediación:", len(med_df))

# ------------------------------------------------------------
# 2. Función bootstrap para estimar efecto indirecto
# ------------------------------------------------------------
def bootstrap_mediacion(data, x_var, mediator="ATT_mean", y_var="INT_mean",
                        covariates=None, n_boot=5000, seed=123):
    """
    Estima el efecto indirecto a*b mediante bootstrap percentil.
    x_var: variable independiente cuyo efecto quieres estudiar
    mediator: mediadora (en tu caso ATT_mean)
    y_var: dependiente final (en tu caso INT_mean)
    covariates: otras variables de control dentro del modelo
    """
    np.random.seed(seed)

    if covariates is None:
        covariates = []

    # Fórmula del modelo del mediador
    formula_m = f"{mediator} ~ {x_var}"
    if covariates:
        formula_m += " + " + " + ".join(covariates)

    # Fórmula del modelo final
    formula_y = f"{y_var} ~ {mediator} + {x_var}"
    if covariates:
        formula_y += " + " + " + ".join(covariates)

    # Estimación sobre muestra original
    modelo_m = smf.ols(formula=formula_m, data=data).fit()
    modelo_y = smf.ols(formula=formula_y, data=data).fit()

    a_hat = modelo_m.params[x_var]
    b_hat = modelo_y.params[mediator]
    indirecto = a_hat * b_hat
    directo = modelo_y.params[x_var]

    # Efecto total
    formula_total = f"{y_var} ~ {x_var}"
    if covariates:
        formula_total += " + " + " + ".join(covariates)
    modelo_total = smf.ols(formula=formula_total, data=data).fit()
    total = modelo_total.params[x_var]

    # Bootstrap
    boot_indirect = []
```

```
    n = len(data)

    for _ in range(n_boot):
        sample_idx = np.random.choice(np.arange(n), size=n, replace=True)
        sample = data.iloc[sample_idx]

        try:
            bm = smf.ols(formula=formula_m, data=sample).fit()
            by = smf.ols(formula=formula_y, data=sample).fit()
            a_b = bm.params[x_var] * by.params[mediator]
            boot_indirect.append(a_b)
        except:
            continue

    boot_indirect = np.array(boot_indirect)

    ci_low = np.percentile(boot_indirect, 2.5)
    ci_high = np.percentile(boot_indirect, 97.5)

    resultado = {
        "X": x_var,
        "efecto_total": total,
        "efecto_directo": directo,
        "efecto_indirecto": indirecto,
        "IC95_indirecto_inf": ci_low,
        "IC95_indirecto_sup": ci_high,
        "mediacion_significativa": not (ci_low <= 0 <= ci_high)
    }

    return resultado

# ------------------------------------------------------------
# 3. Ejecutar mediación para cada variable independiente
# Siempre controlando por las otras tres independientes
# ------------------------------------------------------------
resultados_mediacion = []

# Streetwear
resultados_mediacion.append(
    bootstrap_mediacion(
        data=med_df,
        x_var="SW_mean",
        mediator="ATT_mean",
        y_var="INT_mean",
        covariates=["CB_mean", "DR_mean", "PR_mean"],
        n_boot=5000,
        seed=123
    )
)

# Co-branding
resultados_mediacion.append(
    bootstrap_mediacion(
        data=med_df,
        x_var="CB_mean",
        mediator="ATT_mean",
        y_var="INT_mean",
        covariates=["SW_mean", "DR_mean", "PR_mean"],
        n_boot=5000,
        seed=123
    )
)
```

```
# Drop
resultados_mediacion.append(
    bootstrap_mediacion(
        data=med_df,
        x_var="DR_mean",
        mediator="ATT_mean",
        y_var="INT_mean",
        covariates=["SW_mean", "CB_mean", "PR_mean"],
        n_boot=5000,
        seed=123
    )
)

# Precio
resultados_mediacion.append(
    bootstrap_mediacion(
        data=med_df,
        x_var="PR_mean",
        mediator="ATT_mean",
        y_var="INT_mean",
        covariates=["SW_mean", "CB_mean", "DR_mean"],
        n_boot=5000,
        seed=123
    )
)

# ------------------------------------------------------------
# 4. Mostrar resultados
# ------------------------------------------------------------
tabla_mediacion = pd.DataFrame(resultados_mediacion)

for col in ["efecto_total", "efecto_directo", "efecto_indirecto",
            "IC95_indirecto_inf", "IC95_indirecto_sup"]:
    tabla_mediacion[col] = tabla_mediacion[col].round(4)

print("\n==================================================")
print("RESULTADOS BOOTSTRAP DE MEDIACIÓN")
print("==================================================")
print(tabla_mediacion)
```

```
Número de observaciones para mediación: 102

==================================================
RESULTADOS BOOTSTRAP DE MEDIACIÓN
==================================================
         X  efecto_total  efecto_directo  efecto_indirecto  \
0  SW_mean        0.4051          0.0349            0.3702
1  CB_mean        0.2659          0.1462            0.1197
2  DR_mean        0.2654          0.1310            0.1344
3  PR_mean        0.1435          0.0169            0.1265

   IC95_indirecto_inf  IC95_indirecto_sup  mediacion_significativa
0              0.2026              0.5070                     True
1              0.0112              0.2427                     True
2              0.0309              0.2253                     True
3             -0.0094              0.2613                    False
```

In [8]:

```
# ============================================================
# BLOQUE E. DESGLOSE DEL BLOQUE PRECIO
# Objetivo:
# Separar el bloque agregado de precio en dos subdimensiones:
#   1) PR_fair_mean   = precio justo / coherencia valor-precio
#   2) PR_access_mean = lujo accesible / accesibilidad sin perder prestigio
#
```

```python
# Este bloque NO sustituye al modelo principal.
# Se usa como análisis adicional de robustez y afinamiento conceptual.
# ============================================================

import pandas as pd
import numpy as np
import statsmodels.formula.api as smf

# ------------------------------------------------------------
# 1. FUNCIÓN PARA CALCULAR ALPHA DE CRONBACH
# ------------------------------------------------------------
def cronbach_alpha(items_df):
    items_df = items_df.dropna()
    k = items_df.shape[1]

    if k <= 1:
        return np.nan

    item_variances = items_df.var(axis=0, ddof=1)
    total_score = items_df.sum(axis=1)
    total_variance = total_score.var(ddof=1)

    alpha = (k / (k - 1)) * (1 - item_variances.sum() / total_variance)
    return alpha


# ------------------------------------------------------------
# 2. DEFINIR LAS DOS SUBDIMENSIONES DEL PRECIO
# ------------------------------------------------------------
# PR_fair = dimensión de precio justo / coherencia valor-precio
PR_fair_items = [
    'Percibo como justo el precio de una marca de lujo cuando refleja bien el valor
    'Un precio alto me parece razonable si está en línea con la exclusividad y el p
]

# PR_access = dimensión de lujo accesible
PR_access_items = [
    'Es posible que una marca ofrezca lujo a un precio más accesible sin perder pre
    'Un precio más moderado no hace que un producto deje de parecer lujo.',
    'Una marca puede resultar más accesible económicamente y seguir transmitiendo e
]

# ------------------------------------------------------------
# 3. ASEGURAR FORMATO NUMÉRICO
# ------------------------------------------------------------
for col in PR_fair_items + PR_access_items:
    df[col] = pd.to_numeric(df[col], errors="coerce")

# ------------------------------------------------------------
# 4. CALCULAR FIABILIDAD DE LAS SUBESCALAS
# ------------------------------------------------------------
alpha_price_split = pd.DataFrame({
    "subescala": ["PR_fair", "PR_access"],
    "n_items": [len(PR_fair_items), len(PR_access_items)],
    "cronbach_alpha": [
        round(cronbach_alpha(df[PR_fair_items]), 3),
        round(cronbach_alpha(df[PR_access_items]), 3)
    ]
})

print("\n================================================")
print("FIABILIDAD DEL BLOQUE PRECIO DESGLOSADO")
print("================================================")
print(alpha_price_split)
```

```
# ------------------------------------------------------------
# 5. CONSTRUIR LAS NUEVAS VARIABLES COMPUESTAS
# ------------------------------------------------------------
df["PR_fair_mean"] = df[PR_fair_items].mean(axis=1)
df["PR_access_mean"] = df[PR_access_items].mean(axis=1)

# Descriptivos rápidos
price_split_desc = df[["PR_fair_mean", "PR_access_mean"]].describe().T.round(3)

print("\n================================================")
print("DESCRIPTIVOS DE LAS SUBESCALAS DE PRECIO")
print("================================================")
print(price_split_desc)

# Correlación entre ambas subdimensiones
corr_price_split = df[["PR_fair_mean", "PR_access_mean"]].corr().round(3)

print("\n================================================")
print("CORRELACIÓN ENTRE PR_fair_mean Y PR_access_mean")
print("================================================")
print(corr_price_split)

# ============================================================
# 6. REESTIMAR MODELO 1 CON PRECIO DESGLOSADO
# ATT_mean ~ SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_fair_mean + PR_access_mean
# ============================================================
m1_split_df = df[[
    "SW_mean", "CB_mean", "DR_mean",
    "PR_fair_mean", "PR_access_mean",
    "ATT_mean"
]].dropna().copy()

modelo1_price_split = smf.ols(
    formula="ATT_mean ~ SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_fair_mean + PR_access_mean
    data=m1_split_df
).fit(cov_type="HC3")

print("\n================================================")
print("MODELO 1 CON PRECIO DESGLOSADO")
print("================================================")
print(modelo1_price_split.summary())

# ============================================================
# 7. REESTIMAR MODELO 2A CON PRECIO DESGLOSADO
# INT_mean ~ SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_fair_mean + PR_access_mean
# ============================================================
m2a_split_df = df[[
    "SW_mean", "CB_mean", "DR_mean",
    "PR_fair_mean", "PR_access_mean",
    "INT_mean"
]].dropna().copy()

modelo2a_price_split = smf.ols(
    formula="INT_mean ~ SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_fair_mean + PR_access_mean
    data=m2a_split_df
).fit(cov_type="HC3")

print("\n================================================")
print("MODELO 2A CON PRECIO DESGLOSADO")
print("================================================")
print(modelo2a_price_split.summary())

# ============================================================
```

```python
# 8. REESTIMAR MODELO 2B CON PRECIO DESGLOSADO
# INT_mean ~ ATT_mean + SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_fair_mean + PR_access_mean
# ========================================================
m2b_split_df = df[[
    "SW_mean", "CB_mean", "DR_mean",
    "PR_fair_mean", "PR_access_mean",
    "ATT_mean", "INT_mean"
]].dropna().copy()

modelo2b_price_split = smf.ols(
    formula="INT_mean ~ ATT_mean + SW_mean + CB_mean + DR_mean + PR_fair_mean + PR_
    data=m2b_split_df
).fit(cov_type="HC3")

print("\n================================================")
print("MODELO 2B CON PRECIO DESGLOSADO")
print("================================================")
print(modelo2b_price_split.summary())

# ========================================================
# 9. TABLA RESUMEN DE LOS TRES MODELOS DESGLOSADOS
# ========================================================
resumen_price_split = pd.DataFrame({
    "modelo": ["Modelo 1 split", "Modelo 2A split", "Modelo 2B split"],
    "R2": [
        modelo1_price_split.rsquared,
        modelo2a_price_split.rsquared,
        modelo2b_price_split.rsquared
    ],
    "R2_ajustado": [
        modelo1_price_split.rsquared_adj,
        modelo2a_price_split.rsquared_adj,
        modelo2b_price_split.rsquared_adj
    ],
    "AIC": [
        modelo1_price_split.aic,
        modelo2a_price_split.aic,
        modelo2b_price_split.aic
    ],
    "BIC": [
        modelo1_price_split.bic,
        modelo2a_price_split.bic,
        modelo2b_price_split.bic
    ]
}).round(4)

print("\n================================================")
print("RESUMEN DE AJUSTE DE LOS MODELOS CON PRECIO DESGLOSADO")
print("================================================")
print(resumen_price_split)

# ========================================================
# 10. TABLA LIMPIA SOLO DE LOS COEFICIENTES DE PRECIO
# Para ver de un vistazo si PR_fair o PR_access explican algo
# ========================================================
def tabla_coeficientes_precio(modelo, nombre_modelo):
    filas = []
    for var in ["PR_fair_mean", "PR_access_mean"]:
        filas.append({
            "modelo": nombre_modelo,
            "variable": var,
            "coef": modelo.params.get(var, np.nan),
            "p_valor": modelo.pvalues.get(var, np.nan)
        })
```

```
    return pd.DataFrame(filas)

tabla_precio = pd.concat([
    tabla_coeficientes_precio(modelo1_price_split, "Modelo 1 split"),
    tabla_coeficientes_precio(modelo2a_price_split, "Modelo 2A split"),
    tabla_coeficientes_precio(modelo2b_price_split, "Modelo 2B split")
], axis=0)

tabla_precio["coef"] = tabla_precio["coef"].round(4)
tabla_precio["p_valor"] = tabla_precio["p_valor"].round(4)

print("\n================================================")
print("COEFICIENTES DEL BLOQUE PRECIO DESGLOSADO")
print("================================================")
print(tabla_precio)
```

```
================================================
FIABILIDAD DEL BLOQUE PRECIO DESGLOSADO
================================================
   subescala  n_items  cronbach_alpha
0    PR_fair        2           0.971
1  PR_access        3           0.968

================================================
DESCRIPTIVOS DE LAS SUBESCALAS DE PRECIO
================================================
                count   mean    std  min  25%    50%    75%  max
PR_fair_mean    102.0  4.843  1.735  1.0  4.0  5.000  6.000  7.0
PR_access_mean  102.0  4.881  1.827  1.0  3.0  5.667  6.333  7.0

================================================
CORRELACIÓN ENTRE PR_fair_mean Y PR_access_mean
================================================
                PR_fair_mean  PR_access_mean
PR_fair_mean           1.000           0.597
PR_access_mean         0.597           1.000

================================================
MODELO 1 CON PRECIO DESGLOSADO
================================================
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:               ATT_mean   R-squared:                       0.858
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.850
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     267.7
Date:                Sat, 30 May 2026   Prob (F-statistic):           9.98e-55
Time:                        21:23:09   Log-Likelihood:                -105.60
No. Observations:                 102   AIC:                             223.2
Df Residuals:                      96   BIC:                             238.9
Df Model:                           5
Covariance Type:                  HC3
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept     -0.4042      0.180     -2.252      0.024      -0.756      -0.052
SW_mean        0.5455      0.054     10.111      0.000       0.440       0.651
CB_mean        0.1754      0.088      1.994      0.046       0.003       0.348
DR_mean        0.1944      0.090      2.156      0.031       0.018       0.371
PR_fair_mean   0.0876      0.072      1.222      0.222      -0.053       0.228
PR_access_mean 0.1021      0.071      1.431      0.153      -0.038       0.242
==============================================================================
Omnibus:                        5.190   Durbin-Watson:                   1.588
Prob(Omnibus):                  0.075   Jarque-Bera (JB):                6.760
Skew:                          -0.168   Prob(JB):                       0.0340
Kurtosis:                       4.216   Cond. No.                         40.6
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC3)

================================================
MODELO 2A CON PRECIO DESGLOSADO
================================================
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:               INT_mean   R-squared:                       0.812
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.802
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     149.8
Date:                Sat, 30 May 2026   Prob (F-statistic):           9.86e-44
Time:                        21:23:09   Log-Likelihood:                -117.13
```

```
No. Observations:                 102   AIC:                              246.3
Df Residuals:                      96   BIC:                              262.0
Df Model:                           5
Covariance Type:                  HC3
================================================================================
                    coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
Intercept         -0.6991      0.240     -2.913      0.004      -1.169      -0.229
SW_mean            0.4126      0.059      6.988      0.000       0.297       0.528
CB_mean            0.2608      0.099      2.636      0.008       0.067       0.455
DR_mean            0.2360      0.101      2.342      0.019       0.039       0.433
PR_fair_mean       0.1742      0.095      1.834      0.067      -0.012       0.360
PR_access_mean     0.0013      0.086      0.015      0.988      -0.168       0.170
==============================================================================
Omnibus:                        5.130   Durbin-Watson:                   1.771
Prob(Omnibus):                  0.077   Jarque-Bera (JB):                5.732
Skew:                          -0.262   Prob(JB):                       0.0569
Kurtosis:                       4.036   Cond. No.                         40.6
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC3)

================================================
MODELO 2B CON PRECIO DESGLOSADO
================================================
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:               INT_mean   R-squared:                       0.880
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.873
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     178.3
Date:                Sat, 30 May 2026   Prob (F-statistic):           2.00e-49
Time:                        21:23:09   Log-Likelihood:                -94.162
No. Observations:                 102   AIC:                             202.3
Df Residuals:                      95   BIC:                             220.7
Df Model:                           6
Covariance Type:                  HC3
================================================================================
                    coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
Intercept         -0.4265      0.202     -2.110      0.035      -0.823      -0.030
ATT_mean           0.6743      0.123      5.480      0.000       0.433       0.915
SW_mean            0.0447      0.093      0.480      0.631      -0.138       0.227
CB_mean            0.1426      0.061      2.326      0.020       0.022       0.263
DR_mean            0.1049      0.059      1.777      0.076      -0.011       0.221
PR_fair_mean       0.1151      0.076      1.519      0.129      -0.033       0.264
PR_access_mean    -0.0675      0.066     -1.023      0.306      -0.197       0.062
==============================================================================
Omnibus:                        8.050   Durbin-Watson:                   1.686
Prob(Omnibus):                  0.018   Jarque-Bera (JB):                7.778
Skew:                          -0.571   Prob(JB):                       0.0205
Kurtosis:                       3.725   Cond. No.                         45.0
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC3)

================================================
RESUMEN DE AJUSTE DE LOS MODELOS CON PRECIO DESGLOSADO
================================================
            modelo      R2  R2_ajustado       AIC       BIC
0   Modelo 1 split  0.8578       0.8504  223.1938  238.9436
1  Modelo 2A split  0.8120       0.8022  246.2639  262.0137
2  Modelo 2B split  0.8802       0.8726  202.3238  220.6986
```

```
==================================================
COEFICIENTES DEL BLOQUE PRECIO DESGLOSADO
==================================================
            modelo        variable    coef  p_valor
0   Modelo 1 split    PR_fair_mean  0.0876   0.2217
1   Modelo 1 split  PR_access_mean  0.1021   0.1526
0  Modelo 2A split    PR_fair_mean  0.1742   0.0666
1  Modelo 2A split  PR_access_mean  0.0013   0.9880
0  Modelo 2B split    PR_fair_mean  0.1151   0.1289
1  Modelo 2B split  PR_access_mean -0.0675   0.3064
```

In [ ]:

Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado

ADVERTENCIA: Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces. En este sentido, NO está permitido su uso en la elaboración del Trabajo Fin de Grado para generar código porque estas herramientas no son fiables en esa tarea. Aunque el código funcione, no hay garantías de que metodológicamente sea correcto, y es altamente probable que no lo sea. Por la presente, yo, Candela Fernández Martínez, estudiante de E2 + Business Analytics de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "Cuando la calle viste de lujo: los nuevos códigos de deseo en la Generación Z", declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. Metodólogo: Para descubrir métodos aplicables a problemas específicos de investigación.
2. Corrector de estilo literario y de lenguaje: Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
3. Sintetizador y divulgador de libros complicados: Para resumir y comprender literatura compleja.
4. Revisor: Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para qué se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: 10/05/2026

Firma:



11. Bibliografía

Alexander, B., & Contreras, L. O. (2016). Inter-industry creative collaborations incorporating luxury fashion brands. *Journal of Fashion Marketing and Management*, *20*(3), 254-275.

Asif, S. (2020). Herd consumption behaviour of indian youth towards luxury fashion brands: The mediating role of fomo. *Journal of Xidian University*, *14*(10), 707-728.

Cabigiosu, A. (2020). An overview of the luxury fashion industry. *Digitalization in the luxury fashion industry: Strategic branding for Millennial consumers*, 9-31.

Choi, J. W. W., Cluver, B. G., & Kim, M. (2016, November). The Double-edge Sword of Limited Edition Fashion Marketing. In *International Textile and Apparel Association Annual Conference Proceedings* (Vol. 73, No. 1). Iowa State University Digital Press.

Dimitrova, L. I., Björck, L., & Fregne, A. (2018). Limited edition: Collaborations between luxury brands. *LBMG Strategic Brand Management-Masters Paper Series*.

Dörnyei, K. R. (2020). Limited edition packaging: objectives, implementations and related marketing mix decisions of a scarcity product tactic. *Journal of Consumer Marketing*, *37*(6), 617-627.

Eastman, J. K., Goldsmith, R. E., & Flynn, L. R. (1999). Status consumption in consumer behavior: Scale development and validation. *Journal of marketing theory and practice*, *7*(3), 41-52.

Estrada, J. C., Nacipucha, N. S., & Duarte, W. D. (2021). Marketing de contenidos y decisión de compra de los consumidores Generación Z en Ecuador. *Eca Sinergia*, *12*(2), 25-37.

Haque, I., Anwar, A., & Zaman, S. I. (2022). Role of social media marketing and price sensitivity on purchase behaviour: An SEM-based study on luxury products. *Global Journal for Management and Administrative Sciences*, *3*(4), 1-28.

Jing, K., Chen, L., & Mei, Y. (2022). The effectiveness of price promotions in purchasing affordable luxury products: An event-related potential study. *Frontiers in Neuroscience*, *16*, 818503.

Kapferer, J. N., Klippert, C., & Leproux, L. (2014). Does luxury have a minimum price? An exploratory study into consumers' psychology of luxury prices. *Journal of Revenue and Pricing Management*, *13*(1), 2-11.

Mabuni, L. (2017). Exploring the meaning of luxury to Gen Z.

Patel, A., & Mehta, A. (2021). Gen Z reshaping the Streetwear Sneaker Market. *GLS KALP: Journal of Multidisciplinary Studies*, *1*(2), 51-56.

Radón, A. (2012). Luxury brand exclusivity strategies-An illustration of a cultural collaboration. *Journal of Business Administration Research*, *1*(1), 106.

Riznal, B., & Syafrizal, S. (2020). The effect of co-branding strategy, brand equity on purchase intention through brand preference. *Jurnal Online Universitas Madura*, *5*(1), 22-32.

Sherina, S., & Selamat, F. (2023). The impact of consumer ethnocentrism, perceived quality, and

emotional value on purchase intention of local brand streetwear products in generation Z in Jakarta. *International Journal of Application on Economics and Business*, *1*(1), 530-538.

Wang, P., Kuah, A. T., Lu, Q., Wong, C., Thirumaran, K., Adegbite, E., & Kendall, W. (2021). The impact of value perceptions on purchase intention of sustainable luxury brands in China and the UK. *Journal of Brand Management*, *28*(3), 325.

Wang, S. C., Soesilo, P. K., Zhang, D., & Di Benedetto, C. A. (2012). The impact of luxury brand-retailer co-branding strategy on consumers' evaluation of luxury brand image: The case of Taiwan.

Wiedmann, K. P., Hennigs, N., & Siebels, A. (2007). Measuring consumers' luxury value perception: a cross-cultural framework. *Academy of Marketing Science Review*, *2007*, 1.

Yu, Y., Rothenberg, L., & Moore, M. (2021). Exploring young consumer's decision-making for luxury co-branding combinations. *International Journal of Retail & Distribution Management*, *49*(3), 341-358.