IDEOs
Centro de Investigación
y Producción Científica

Analítica Predictiva y Machine Learning en el Retail

Modelos inteligentes para predecir el comportamiento del cliente y fortalecer la fidelización

AUTOR
WILLIAM MARTÍN ENRÍQUEZ MAGUIÑA

COAUTORES
MILNER DAVID LIENDO ARÉVALO
JAIME ANTONIO CANCHO GUISADO
ANTHONY WILDER ARIAS VILCHEZ
YAMIL ALEXANDER QUIÑONES NIETO
FRANKLIN RODOLFO ROMÁN NANO

Analítica Predictiva y Machine Learning en el Retail

Modelos inteligentes para predecir el comportamiento del cliente y fortalecer la fidelización

Editor

IDEOs
Centro de Investigación
y Producción Científica

William Martín Enríquez Maguiña
wenriquezm@unmsm.edu.pe
https://orcid.org/0000-0003-1819-191X
Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima – Perú

Milner David Liendo Arévalo
milner david.liendo@epnewman.edu.pe
https://orcid.org/0000-0002-7665-361X
Escuela de Posgrado Newman, Tacna - Perú

Jaime Antonio Cancho Guisado
jcancho68@gmail.com
https://orcid.org/0000-0002-7476-6979
Universidad Nacional Federico Villarreal, Lima - Perú

Anthony Wilder Arias Vilchez
aariasvil@ucvvirtual.edu.pe
https://orcid.org/0000-0003-4519-7946
Perú

Yamil Alexander Quiñones Nieto
yamil.alex@gmail.com
https://orcid.org/0000-0003-4474-0556
Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima - Perú

Franklin Rodolfo Román Nano
fromann@ucv.edu.pe
https://orcid.org/0000-0001-7397-6993
Universidad César Vallejo, Lima - Perú

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN 5
CAPÍTULO I 8
1.1. Referentes teóricos 8
1.1.1. Evolución de la segmentación de clientes y del análisis RFM 9
1.1.2. Analítica de datos y aprendizaje automático en el comercio minorista 11
1.1.3. Extensiones del modelo RFM e incorporación de nuevas variables 12
1.1.4. Interpretabilidad y diversidad de las fuentes de información 14
1.1.5. Síntesis de antecedentes y aportes a la segmentación de clientes 15
1.2. Nociones básicas del modelo mejorado de segmentación 17
1.2.1. Aprendizaje automático: fundamentos, requerimientos y unidad de análisis 17
1.2.2. Modelos RFM y RFMC: recencia, frecuencia, monto y categoría de producto 19
1.2.3. Preparación de datos: calidad, valores atípicos, transformaciones y estandarización 23
1.2.4. Agrupamiento mediante K-means y análisis de componentes principales ... 26
1.2.5. Evaluación, interpretación y reproducibilidad de los modelos de segmentación 29
CAPÍTULO II 34
2.1. Referentes teóricos 34
2.1.1. Lealtad, repetición de compra y marketing relacional 34
2.1.2. Confianza, compromiso y valor percibido por el cliente 36
2.1.3. Experiencia del cliente y recorrido de compra 37
2.1.4. Inteligencia artificial, satisfacción y conocimiento del consumidor 39
2.1.5. Antecedentes sobre retención y programas de fidelización 40
2.2. Nociones básicas del comportamiento del cliente y su fidelización 41
2.2.1. Comportamiento de compra, satisfacción, retención y fidelización 41
2.2.2. Recencia, frecuencia y monto como indicadores del comportamiento del cliente 44
2.2.3. Preferencias por categorías, diversidad del consumo y ciclo de relación comercial 46
2.2.4. Valor del cliente, personalización y programas de fidelización 49
2.2.5. Evaluación de estrategias comerciales y uso responsable de los datos 53
CAPÍTULO III 58
3.1. Contexto, problema y diseño metodológico de la investigación 58
3.2. Población, datos, variables y procedimientos de preparación 60
3.3. Construcción de los modelos RFM y RFMC mediante K-means y componentes principales 64
3.4. Resultados comparativos, perfiles de compra y contrastación de hipótesis 66
3.5. Discusión de resultados, limitaciones e implicaciones prácticas 70
REFLEXIONES FINALES 74

BIBLIOGRAFÍA 78

INTRODUCCIÓN

Conocer al cliente exige algo más que registrar una venta. Detrás de cada compra existe una combinación de necesidades, decisiones y circunstancias que no siempre resulta visible en una factura. Dos personas pueden gastar cantidades semejantes y, sin embargo, mantener relaciones muy diferentes con un establecimiento: una puede adquirir productos de manera habitual, mientras la otra realiza una compra excepcional; una puede concentrar su interés en una categoría y otra distribuirlo entre distintas líneas del negocio. Comprender estas diferencias constituye el punto de partida de este libro y de su reflexión sobre el uso del aprendizaje automático en el comercio minorista.

El problema que orienta la obra surge de una distancia concreta: la que existe entre disponer de información comercial y utilizarla para comprender el comportamiento de los compradores. Una base de transacciones puede describir productos vendidos, cantidades, fechas e importes sin ofrecer por sí misma una lectura organizada de los clientes. Cuando esa información permanece fragmentada, las decisiones de comunicación, promoción y atención corren el riesgo de apoyarse en impresiones generales. La empresa conoce cuánto ha vendido, pero encuentra dificultades para explicar cómo se distribuye esa actividad entre personas con trayectorias y preferencias distintas.

Esta distancia se vuelve especialmente importante cuando se pretende construir una relación comercial que no termine en una operación aislada. Una promoción dirigida a toda la clientela puede ser pertinente para algunos compradores y carecer de interés para otros. Del mismo modo, una ausencia prolongada de compras puede requerir atención en ciertos casos, mientras que en otros responde al ciclo habitual de reposición del producto. El desafío no consiste únicamente en identificar a quienes compran más, sino en interpretar qué significado tiene su actividad dentro del contexto del negocio y qué información adicional hace falta antes de intervenir.

La segmentación ofrece una manera de abordar este problema. En lugar de considerar a todos los clientes como una población uniforme, permite organizar sus diferencias mediante criterios explícitos. El análisis basado en recencia, frecuencia y

monto constituye el punto de partida de la propuesta que se desarrolla en estas páginas. Su interés radica en reunir tres preguntas comprensibles para la gestión: cuándo compró el cliente por última vez, cuántas veces lo hizo durante un periodo y qué importe representaron sus operaciones. Estas preguntas permiten ordenar una parte relevante del historial comercial, aunque no agotan el conocimiento del consumidor.

Precisamente en ese límite aparece la necesidad de examinar lo que se compra. Un perfil compuesto únicamente por fechas, cantidades de operaciones e importes puede reunir a clientes que destinan su gasto a productos diferentes. Incorporar la categoría del producto abre una posibilidad adicional: relacionar la intensidad de compra con su composición. La discusión deja de concentrarse exclusivamente en cuánto participa el cliente en las ventas y comienza a considerar en qué líneas del establecimiento se manifiesta esa participación. El tránsito del modelo RFM hacia una representación RFMC se examina aquí desde esa perspectiva.

El aprendizaje automático se incorpora como un recurso para explorar semejanzas y diferencias en tales representaciones. Sin embargo, el propósito del libro no es atribuir a un algoritmo un conocimiento completo de las personas. La agrupación de registros depende de las variables seleccionadas, de la calidad de los datos, de las transformaciones aplicadas y de los criterios de evaluación. Por esta razón, la construcción del modelo se presenta como un proceso de decisiones justificadas, no como una operación que produce respuestas indiscutibles con solo ejecutar un programa.

También resulta necesario precisar el lugar que ocupa la fidelización. En esta obra se considera una finalidad de la gestión comercial que requiere comprender la relación con el cliente, y no una etiqueta que pueda asignarse automáticamente a partir de un importe elevado. Identificar patrones de compra puede orientar acciones de atención y personalización; demostrar que esas acciones fortalecen la relación exige, además, observar sus resultados. Esta distinción permite valorar la utilidad de la segmentación sin confundir la descripción de un historial con la explicación completa de una preferencia o con una garantía de comportamiento futuro.

La obra se organiza en tres capítulos. El primero desarrolla los referentes y las

nociones que sustentan el modelo de segmentación mediante aprendizaje automático. El segundo se dedica al comportamiento del cliente y a los fundamentos de su fidelización en el retail. El tercero reúne el caso de estudio que motiva el libro, integrando su planteamiento metodológico, la preparación de los datos, la construcción de las representaciones RFM y RFMC y la lectura de los resultados disponibles. Las reflexiones finales recuperan sus aportes y delimitan las preguntas que permanecen abiertas.

El libro está dirigido a investigadores, estudiantes y profesionales interesados en conectar el análisis de datos con decisiones comerciales comprensibles. Su aspiración es ofrecer una lectura en la que los conceptos técnicos mantengan relación con los problemas que justifican su aplicación. No se trata de acumular variables ni de elegir el procedimiento más complejo, sino de construir una representación útil, examinable y responsable del comportamiento observado. Desde ese horizonte, la segmentación puede convertirse en un medio para formular mejores preguntas sobre los clientes y para diseñar intervenciones cuyo valor sea posible evaluar.

CAPÍTULO I

MODELO MEJORADO DE SEGMENTACIÓN DE CLIENTES MEDIANTE MACHINE LEARNING

La construcción de un modelo de segmentación comienza antes del ajuste de un algoritmo. Requiere decidir qué se quiere conocer, qué hechos permiten aproximarse a ese conocimiento y de qué manera se representará a cada cliente. La tesis que sirve de base a esta obra organiza su variable tecnológica alrededor del análisis de requerimientos, el desarrollo del modelo y su comparación con una alternativa inicial. Este capítulo retoma esa organización y amplía sus fundamentos para explicar la relación entre el problema comercial, los datos y los procedimientos de agrupamiento (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 29–30).

El recorrido se divide en dos apartados. Los referentes teóricos sitúan la propuesta en la evolución del análisis RFM, sus extensiones y las investigaciones sobre analítica de clientes. Las nociones básicas desarrollan los conceptos necesarios para construir e interpretar una segmentación: unidad de análisis, variables, preparación de datos, K-means, componentes principales y evaluación. Las precisiones metodológicas incorporadas en este capítulo constituyen desarrollos conceptuales del libro; no representan nuevas ejecuciones ni resultados adicionales del caso de estudio.

1.1. REFERENTES TEÓRICOS

Los antecedentes cumplen una función explicativa cuando permiten reconocer qué problema aborda cada investigación, qué información incorpora y qué alcance tienen sus resultados. En el presente tema, la literatura seleccionada permite distinguir tres preocupaciones: representar la actividad comercial de los clientes, enriquecer esa representación con dimensiones complementarias y vincular los grupos obtenidos con decisiones de gestión. A continuación, se recuperan trabajos presentes en la tesis y se incorporan investigaciones posteriores o complementarias, identificadas mediante sus

respectivas referencias.

1.1.1. Evolución de la segmentación de clientes y del análisis RFM

El análisis RFM constituye uno de los puntos de referencia de la investigación original. Su formulación reúne recencia, frecuencia y monto como descriptores del historial de compra, y permite considerar conjuntamente el tiempo transcurrido desde la última operación, la repetición de las compras y su magnitud económica. En la tesis se presenta tanto la asignación de puntuaciones por rangos como su empleo junto con procedimientos de agrupamiento. Esa doble perspectiva es importante: construir variables RFM no equivale todavía a elegir un algoritmo, sino a definir una representación sobre la que pueden aplicarse distintas formas de segmentación (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 6, 57–60).

Una puntuación facilita ordenar clientes conforme a reglas previamente establecidas. Un algoritmo de agrupamiento, en cambio, busca similitudes dentro de las variables que recibe. Ambos enfoques pueden utilizar el mismo historial, pero responden a decisiones metodológicas diferentes. Por ejemplo, dividir el monto en cinco intervalos no equivale a solicitar cinco clústeres: en el primer caso se discretiza una variable; en el segundo se particiona un espacio de varias dimensiones. Esta distinción se adopta como criterio conceptual del libro para evitar que la coincidencia de números o etiquetas se interprete como equivalencia entre procedimientos.

Chen et al. (2012) aportan un antecedente directo al utilizar el modelo RFM junto con K-means y árboles de decisión en el análisis de un comercio minorista en línea. Su trabajo organiza a los clientes en grupos y caracteriza sus diferencias para formular recomendaciones de marketing. Lo relevante para esta obra es la conexión entre representación transaccional, identificación de segmentos e interpretación comercial. Las recomendaciones del artículo deben distinguirse de una demostración experimental de sus efectos: describir grupos y proponer acciones no equivale a acreditar que una campaña haya aumentado la fidelización.

Desde una lectura integradora, la utilidad de RFM no depende de que describa todos los aspectos del consumidor. Depende de que permita formular una aproximación

explícita y contrastable a su actividad registrada. Cuando se conocen las reglas de cálculo, es posible examinar por qué dos clientes presentan perfiles semejantes, qué diferencias se pierden al resumir su historial y qué información sería pertinente incorporar. La simplicidad del modelo puede convertirse, así, en una ventaja para la interpretación, siempre que no se confunda con una explicación exhaustiva de la conducta.

La transición entre puntuaciones RFM y agrupamiento automático merece una explicación adicional. La tesis presenta quintiles y ponderaciones como formas de ordenar el historial comercial (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 58–60). En una clasificación por quintiles, el significado de una puntuación depende de la distribución utilizada como referencia. Un cliente puede cambiar de quintil aunque su gasto permanezca constante si cambia el gasto de los demás. Por eso, una puntuación expresa una posición relativa y no una propiedad permanente. Para estudiar cambios individuales conviene conservar también las magnitudes originales y distinguir entre evolución del comportamiento y modificación del grupo de comparación.

Considérese un ejemplo de elaboración propia: dos clientes reciben la puntuación máxima de monto porque ambos pertenecen al tramo superior de la distribución, aunque uno gastó el doble que el otro. El resumen facilita una decisión segmentada, pero reduce el detalle de esa diferencia. A la inversa, dos personas situadas a ambos lados de un límite pueden recibir puntuaciones distintas con importes casi iguales. No se trata de errores inevitables del procedimiento, sino del costo de resumir una variable continua en categorías. El diseño debe decidir qué pérdida de detalle resulta aceptable para la pregunta comercial.

La ponderación introduce otra decisión. Dar más peso al monto que a la frecuencia expresa una prioridad de la representación; no demuestra que aquella dimensión sea universalmente más importante. Si el negocio pretende conocer hábitos de reposición, la frecuencia podría merecer especial atención. Si busca describir períodos de inactividad, la recencia será central. El modelo resulta más comprensible cuando esas prioridades se explicitan antes de examinar el resultado. Ajustar pesos únicamente para producir la clasificación deseada convertiría una herramienta de análisis en un mecanismo para confirmar una expectativa previa.

La evolución hacia modelos ampliados puede entenderse como una respuesta a esas omisiones. Dos perfiles con el mismo RFM pueden ocultar composiciones de compra distintas, situaciones relacionales diferentes o respuestas desiguales a las promociones. El problema no se resuelve declarando obsoleto el modelo inicial, sino estableciendo qué pregunta adicional requiere otra variable. En el caso que origina este libro, esa pregunta se refiere a la categoría del producto: interesa complementar la intensidad de compra con una descripción de las líneas comerciales en las que se expresa (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 60, 91–96).

1.1.2. Analítica de datos y aprendizaje automático en el comercio minorista

La analítica de clientes adquiere sentido cuando sus resultados pueden relacionarse con preguntas de gestión. La investigación de base plantea precisamente la dificultad de aprovechar registros disponibles para conocer preferencias y formular acciones diferenciadas. Su enfoque no se limita a almacenar información: propone analizarla, preparar variables y comparar representaciones del comportamiento. De esta manera, la aplicación del aprendizaje automático se sitúa dentro de un proceso más amplio de comprensión del negocio, construcción de datos e interpretación de resultados (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 2–5, 31–33).

Griva et al. (2022) estudian factores que afectan la analítica de clientes mediante tres casos de retail. Su análisis destaca la importancia del contexto comercial, de los datos de entrada y de los requerimientos de quienes utilizarán los resultados. Además, muestra el interés de segmentar visitas y considerar la variedad de productos adquiridos. Este antecedente resulta especialmente útil porque recuerda que la unidad de análisis y las condiciones del negocio forman parte del diseño, en lugar de constituir detalles que puedan resolverse después de ejecutar un algoritmo.

A partir de ese planteamiento, cabe formular una implicación para el presente libro: una segmentación debe juzgarse en relación con la decisión que pretende apoyar. Si interesa comprender tipos de visitas, una canasta concreta puede ser una unidad adecuada. Si se desea resumir la trayectoria de un cliente, es necesario reunir sus operaciones dentro de una ventana temporal. Si el objetivo es detectar cambios en esa

trayectoria, habrá que comparar observaciones equivalentes en distintos momentos. No existe contradicción entre estas posibilidades; el problema aparece cuando sus resultados se interpretan como si respondieran a la misma pregunta.

La distinción entre inteligencia artificial y aprendizaje automático también ayuda a delimitar expectativas. Kühl et al. (2022) explican que ambos conceptos se relacionan, pero no son intercambiables: el aprendizaje automático se ocupa del aprendizaje a partir de datos, mientras que la inteligencia artificial comprende un ámbito más amplio. Para la segmentación interesa especialmente el aprendizaje no supervisado, en el que no se dispone de una etiqueta objetivo que indique de antemano el grupo correcto de cada observación. Esta condición obliga a evaluar la estructura obtenida sin atribuirle automáticamente el significado de una clasificación comercial verdadera.

La participación humana permanece, por tanto, en el centro del proceso. El analista y el equipo comercial deben decidir qué registros representan operaciones válidas, qué variables responden al problema y qué diferencias resultan interpretables. Un clúster identificado por el número cuatro no contiene, por esa denominación, clientes mejores que los de otro grupo. El significado se construye al examinar sus características y contrastarlas con el propósito del análisis. La tesis reconoce el carácter arbitrario de las etiquetas y propone reorganizarlas para facilitar su lectura, sin que ese cambio altere la pertenencia de las observaciones (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 68–70).

1.1.3. Extensiones del modelo RFM e incorporación de nuevas variables

Ampliar RFM supone decidir qué información relevante no está representada en sus tres dimensiones originales. La selección de una variable adicional debe comenzar por una justificación conceptual: explicar qué aspecto introduce y por qué podría contribuir a interpretar diferencias entre clientes. Después corresponde establecer cómo se medirá, qué calidad tienen sus registros y qué efectos genera su incorporación. El hecho de disponer de un campo en una base de datos no constituye, por sí solo, una razón suficiente para utilizarlo en el agrupamiento.

Ho et al. (2023) proponen una extensión RFMD que combina variables de comportamiento con información demográfica. Su trabajo utiliza K-means y K-

prototypes y complementa la interpretación con análisis de cohortes. La contribución relevante para este capítulo consiste en mostrar una ampliación cuya dimensión adicional responde a una pregunta distinta de la intensidad transaccional. Esta extensión no debe confundirse con RFMC: la información demográfica caracteriza atributos de los clientes, mientras que la categoría de producto describe la composición de sus compras.

Mensouri et al. (2022), por su parte, presentan una propuesta que añade satisfacción a una representación RFMT, en la que la dimensión temporal se refiere al intervalo entre compras. La consulta del artículo permite precisar que el desarrollo se denomina RFMTS. Esta ampliación de la lectura del antecedente incorpora una diferencia conceptual importante: los registros de compra no sustituyen una medida explícita de satisfacción. El interés del trabajo reside en reunir dimensiones conductuales y evaluativas, sin asumir que ambas expresan el mismo fenómeno.

Como actualización de la literatura, Antonius y Fitrianah (2024) incorporan la proporción de descuentos a RFM y comparan varios algoritmos de agrupamiento. La dimensión añadida permite estudiar la participación de los descuentos en el comportamiento de compra. Para este libro, el antecedente ilustra que la selección de variables puede responder a decisiones comerciales específicas, como diferenciar una actividad vinculada a promociones de otra que no depende de ellas. No autoriza a trasladar sus indicadores de desempeño a una base distinta ni a concluir que todo cliente que aprovecha descuentos carece de lealtad.

La propuesta RFMC de la tesis se sitúa en otra dirección: introduce la categoría para explorar qué productos integran el historial del comprador. Su interés no consiste en agregar una letra a una denominación, sino en examinar una limitación concreta del resumen transaccional. Un cliente que concentra su gasto en regalos puede compartir recencia, frecuencia y monto con otro orientado a artículos para el hogar. El registro de categorías permite distinguir esas composiciones, aunque identificar una preferencia estable exige considerar el periodo y las circunstancias de observación (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 40–48, 94–97).

De estos antecedentes se desprende una regla de diseño: las variables deben evaluarse por la información que aportan y por la forma en que modifican la

representación, no por su cantidad. Una dimensión redundante puede aumentar la complejidad sin cambiar la interpretación. Una dimensión mal codificada puede introducir diferencias artificiales. Una dimensión pertinente, en cambio, puede aclarar un problema comercial aun cuando no produzca una mejora uniforme en todos los indicadores internos. El análisis de tales posibilidades requiere separar justificación conceptual, implementación y evaluación.

1.1.4. Interpretabilidad y diversidad de las fuentes de información

Interpretar una segmentación implica explicar qué distingue a sus grupos y cuáles son los límites de esa explicación. La representación transaccional aporta información sobre operaciones observadas, pero no permite conocer automáticamente las razones personales que las motivaron. La tesis amplía su estado del arte hacia el análisis de reseñas, opiniones y otras formas de comunicación del cliente. Esa apertura resulta pertinente porque permite diferenciar entre los hechos de compra y las valoraciones expresadas sobre productos o servicios (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 22–24).

Capuano et al. (2021) ofrecen un antecedente verificable al desarrollar un sistema de análisis de sentimiento para comunicaciones de clientes, con un mecanismo de aprendizaje incremental basado en retroalimentación de operadores de CRM. El trabajo examina la clasificación de mensajes y la actualización del modelo, no una segmentación RFMC. Su incorporación a esta discusión permite mostrar que diferentes fuentes demandan procedimientos distintos: una factura y una comunicación de disconformidad pueden referirse a una misma relación comercial, pero contienen información de naturaleza diferente.

Desde una perspectiva conceptual, reunir fuentes no significa sumar columnas indiscriminadamente. Primero hay que establecer si existe una correspondencia válida entre registros, si fueron obtenidos en periodos comparables y si la información puede utilizarse para el propósito previsto. Una reseña no necesariamente representa la valoración de todos los compradores; una ausencia de mensajes tampoco equivale a satisfacción. Estas cautelas se plantean como criterios de interpretación del libro, no como resultados adicionales de la tesis.

El perfil de un clúster debería conservar una conexión legible con las variables originales. Si el algoritmo trabaja con valores transformados, el informe comercial puede acompañarlos de resúmenes en sus unidades de origen. Si emplea componentes principales, conviene explicar qué combinaciones de variables representan. De otro modo, una separación matemática podría convertirse en una etiqueta cuyo significado nadie logra examinar. La interpretación no consiste en adornar el grupo con un nombre atractivo, sino en justificarlo con información verificable.

Un ejemplo hipotético permite apreciar la diferencia. Un grupo con mayor monto medio puede denominarse «compradores de mayor gasto observado». Llamarlo «clientes de elevado poder adquisitivo» añadiría una afirmación sobre recursos personales que el historial de la tienda no demuestra. Del mismo modo, el predominio de regalos en una canasta no acredita una motivación emocional específica. La prudencia interpretativa no reduce la utilidad del modelo: evita que decisiones comerciales se apoyen en atributos que no fueron medidos.

1.1.5. Síntesis de antecedentes y aportes a la segmentación de clientes

Los antecedentes examinados permiten organizar una lectura común sin suponer que todos persiguen el mismo objetivo. RFM resume la actividad de compra; sus extensiones introducen dimensiones complementarias; los estudios de analítica contextualizan las decisiones de diseño; y las investigaciones sobre comunicaciones amplían las fuentes disponibles para conocer al cliente. El punto de encuentro es la necesidad de relacionar la representación de los datos con una pregunta definida. La Tabla 1 sintetiza esas contribuciones y distingue su utilidad para esta obra.

Tabla 1
Aportes de los antecedentes al diseño de la segmentación

Antecedente	Aporte examinado	Utilidad y límite para esta obra
Chen et al. (2012)	RFM, agrupamiento y caracterización de clientes.	Vincula perfiles transaccionales con recomendaciones; estas no equivalen a efectos comerciales demostrados.
Griva et al. (2022)	Analítica de clientes contextualizada en tres casos de retail.	Destaca la relación entre datos, unidad de análisis y requerimientos.

Antecedente	Aporte examinado	Utilidad y límite para esta obra
Ho et al. (2023)	Extensión RFMD con información demográfica.	Ejemplifica una dimensión complementaria; no debe confundirse con la categoría de producto.
Mensouri et al. (2022)	Extensión RFMTS: intervalo entre compras y satisfacción.	Diferencia actividad transaccional y valoración del cliente.
Antonius y Fitrianah (2024)	RFM con proporción de descuentos.	Vincula una variable adicional con una pregunta comercial específica.

Nota. Síntesis de elaboración propia a partir de los trabajos citados. No se comparan sus indicadores entre bases de datos diferentes.

Wong et al. (2024) constituyen otra incorporación a la revisión ampliada. Comparan RFM con agrupamiento mediante K-means y procedimientos jerárquicos, considerando alternativas de transformación de los datos. El resultado favorable al método jerárquico dentro de su estudio es útil como advertencia contra la selección automática de un algoritmo. La conclusión trasladable no es que ese método sea universalmente superior, sino que la preparación, el procedimiento y la evaluación deben examinarse de manera conjunta para cada aplicación.

Una línea más reciente aparece en el preprint de Vianna Filho et al. (2025), que formula la segmentación RFM mediante una representación en grafos y un problema de optimización. Se incorpora aquí como propuesta de investigación, sin equiparar su estado de publicación al de un artículo con revisión por pares. Su relevancia conceptual reside en mostrar que una misma representación RFM puede combinarse con estrategias de partición diferentes de K-means. La elección del método sigue siendo una decisión investigable, no una propiedad inherente de las tres variables.

La lectura conjunta permite formular una contribución conceptual para el libro: un modelo mejorado debe describirse como una modificación justificada de una representación inicial, evaluada bajo condiciones explícitas. La mejora puede referirse a capacidad descriptiva, interpretabilidad, estabilidad o utilidad para una decisión; esas dimensiones no siempre coinciden. Para sostener que una alternativa es superior, corresponde indicar en cuál de ellas se observa la ventaja y con qué evidencia se respalda. Esta definición evita convertir el adjetivo «mejorado» en una conclusión anticipada.

Con ese marco, la propuesta RFMC se examinará como una ampliación del conocimiento transaccional orientada a la composición de las compras. Su valor deberá leerse junto con sus procedimientos de codificación, transformación y comparación. Los antecedentes proporcionan razones para explorar esa ampliación, pero no sustituyen la evaluación del caso. El siguiente apartado establece las nociones necesarias para comprender cómo se construye y qué se puede concluir a partir de ella.

1.2. NOCIONES BÁSICAS DEL MODELO MEJORADO DE SEGMENTACIÓN

El desarrollo de un modelo requiere traducir conceptos comerciales a operaciones observables. No basta con afirmar que se analizará la frecuencia: hay que precisar qué se contará. Tampoco basta con declarar que se incorporará la categoría: debe explicarse cómo se representará cuando una misma persona compre productos diferentes. Este apartado establece definiciones de trabajo y desarrolla ejemplos de elaboración propia. Su finalidad es facilitar la lectura del caso, sin atribuir a la investigación original decisiones técnicas que no se encuentren documentadas.

1.2.1. Aprendizaje automático: fundamentos, requerimientos y unidad de análisis

En el contexto del libro, el aprendizaje automático se entiende como un conjunto de procedimientos que ajustan modelos a partir de datos para realizar una tarea definida. La investigación de base distingue aprendizaje supervisado, no supervisado y por refuerzo. Para la construcción de clústeres interesa el segundo, porque las observaciones no llegan acompañadas de una clasificación comercial correcta que el modelo deba reproducir. El algoritmo organiza semejanzas conforme a la representación utilizada; el significado de los grupos requiere interpretación posterior (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 15, 62–64).

La primera decisión consiste en especificar la tarea. Describir grupos de compra, anticipar una nueva operación y estimar la respuesta a una campaña son propósitos relacionados, pero no equivalentes. Una agrupación puede aportar variables para un análisis predictivo posterior, sin convertirse por ello en una predicción validada. Del

mismo modo, que un segmento responda más a una oferta no demuestra que la oferta haya provocado esa diferencia. Como precisión conceptual, este libro separa la descripción del historial, la predicción de un evento y la evaluación del efecto de una intervención.

Los requerimientos deben derivarse de esa tarea. Para resumir clientes mediante RFM se necesitan, al menos, una identificación consistente, una referencia temporal y operaciones cuyo significado económico pueda establecerse. La categoría exige adicionalmente una clasificación de productos. La investigación organiza esta fase mediante la elaboración del conjunto de datos, su preparación y la identificación de parámetros para el modelo; por tanto, los requerimientos no se reducen al número de columnas, sino que comprenden su posibilidad de uso analítico (Enriquez Maguiña, 2026, p. 29).

La unidad de análisis define qué representa una observación. Una fila puede corresponder a una línea de factura, a una factura completa, a una visita o al historial agregado de una persona. Todas son posibilidades válidas para preguntas distintas. El error consiste en describirlas indistintamente como clientes. Una factura con ocho productos puede producir ocho filas en una base de detalle, pero representa una sola operación de compra si esa es la definición adoptada. Contar sus filas como ocho visitas modificaría la frecuencia por una razón ajena a la conducta que se pretende medir.

Para una segmentación de clientes basada en su historial, se propone como definición de trabajo una fila por identificador dentro de cada ventana de observación. Esta elección no es una exigencia universal del agrupamiento: responde al propósito específico de representar una trayectoria comercial por persona identificada. La tesis reconoce esta necesidad en su comparación final, al distinguir el análisis agregado por cliente de una representación anterior con múltiples registros por cliente y categoría (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 93–95).

El tiempo requiere una especificación igualmente precisa. La ventana de observación delimita las operaciones utilizadas para construir las variables; la fecha de corte establece el momento desde el cual se calcula la recencia. Si se quisiera predecir actividad futura, sería necesario añadir un horizonte posterior y evitar que sus

operaciones intervengan en la construcción de los predictores. Se trata de un desarrollo metodológico para posibles aplicaciones posteriores, no de la afirmación de que la tesis haya ejecutado esa validación temporal.

Considérese un ejemplo hipotético: una empresa desea resumir la actividad de enero a junio y utiliza el primer día de julio como fecha de corte. Las compras de agosto no pueden formar parte del monto de esa ventana. Tampoco sería adecuado comparar dicho monto semestral con un monto anual sin advertir la diferencia de exposición. El valor de establecer estas reglas por anticipado es que cualquier cambio en el perfil pueda interpretarse en función de operaciones comerciales y no de modificaciones inadvertidas en el cálculo.

Finalmente, una misma cuenta puede representar a más de una persona y una misma persona puede aparecer con identificadores diferentes. La base transaccional no resuelve por sí sola esa cuestión. El modelo describe, en primer término, unidades identificadas en el sistema. La extensión de sus resultados a personas o hogares requiere conocer cómo se generan y vinculan los registros. Declarar esa frontera permite utilizar el análisis sin atribuirle una precisión de identificación que no ha sido verificada.

1.2.2. Modelos RFM y RFMC: recencia, frecuencia, monto y categoría de producto

RFM reúne tres medidas que deben calcularse sobre una base temporal y una unidad de análisis explícitas. En su forma transaccional, la recencia expresa el tiempo desde la última compra, la frecuencia resume la repetición de operaciones y el monto recoge su valor económico. La investigación original utiliza estas dimensiones como base de su propuesta y relaciona su ampliación con el campo categoría (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 6, 58–60). Las definiciones siguientes constituyen una formulación operativa para comprender sus diferencias y evitar ambigüedades.

La recencia del cliente i puede representarse como la diferencia entre la fecha de corte t_0 y la fecha de su última compra válida dentro de la ventana analizada. Si se expresa en días, un valor pequeño indica una compra cercana a esa referencia temporal. No indica, por sí solo, satisfacción ni lealtad. Además, su interpretación comercial

depende del tipo de producto: un periodo sin compra puede tener significados distintos en bienes de reposición frecuente y en productos de larga duración. Por ello, la recencia debe acompañarse del contexto del establecimiento.

$$R_i = t_0 - \text{máx}_j(t_{ij}) \quad (1)$$

La frecuencia se define aquí como el número de operaciones de compra válidas y distintas de un cliente durante la ventana. Se utiliza el identificador de la operación para evitar que una factura con varias líneas se cuente repetidamente. Esta es una decisión de definición, no una afirmación de que todos los sistemas registren las compras de la misma manera. Cuando el objetivo sea analizar visitas, unidades o días con actividad, deberá construirse otra medida y denominarla de acuerdo con lo que realmente cuenta.

$$F_i = \text{número de operaciones distintas del cliente } i \quad (2)$$

El monto puede calcularse sumando los importes de las operaciones válidas. En una base de detalle, esos importes pueden derivarse de cantidades por precios, considerando las reglas documentadas sobre descuentos, impuestos, anulaciones y devoluciones. No debe confundirse el monto acumulado con el importe promedio de una compra. Tampoco equivale a rentabilidad: para estimar esta última se requieren costos y otras condiciones económicas. La Tabla 2 diferencia las medidas y señala qué información adicional exige su interpretación.

$$M_i = \text{suma de los importes de las compras válidas} \quad (3)$$

$$\text{Importe medio por compra} = M_i / F_i, \text{ con } F_i > 0 \quad (4)$$

Tabla 2
Definiciones de trabajo y límites de las variables comerciales

Medida	Definición operativa propuesta	Límite de interpretación
Recencia (R)	Días entre la fecha de corte y la última compra válida.	No acredita satisfacción ni abandono definitivo.
Frecuencia (F)	Número de operaciones distintas dentro de la ventana.	No equivale al número de líneas de factura ni de unidades adquiridas.
Monto (M)	Suma de los importes de compras válidas.	No representa por sí mismo utilidad, margen o rentabilidad.

Medida	Definición operativa propuesta	Límite de interpretación
Importe medio	Monto acumulado dividido entre operaciones, cuando F > 0.	No debe sustituir al monto total sin declarar el cambio.
Categoría (C)	Clasificación del producto o composición del historial por categorías.	Describe compras registradas, no preferencias personales permanentes.

Nota. Elaboración conceptual del libro a partir de las dimensiones RFM y categoría desarrolladas por Enriquez Maguiña (2026). Las definiciones operativas propuestas no presuponen que todas coincidan con las implementaciones del caso.

La categoría incorpora la dimensión de qué se compra. Sin embargo, un cliente puede participar en varias categorías, de modo que RFMC no necesariamente se implementa mediante una única columna adicional. Es posible representarlo con una categoría dominante, con indicadores de presencia o con un vector de proporciones. La tesis describe una selección basada en el gasto por categoría y, posteriormente, una reducción mediante componentes principales de variables que representan categorías; sus decisiones específicas se examinarán en el caso sin asumir equivalencia entre todas las codificaciones posibles (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 94–97).

Como desarrollo conceptual, una proporción de gasto por categoría puede definirse dividiendo el monto destinado a una categoría entre el monto total del cliente. Para que la interpretación sea directa, se supone en este ejemplo que los importes son no negativos, el total es positivo y las categorías distribuyen completamente las compras sin duplicarlas. Si existen devoluciones o categorías superpuestas, deben revisarse esas condiciones antes de utilizar la medida.

$$p_i,c = M_i,c / M_i \quad (5)$$

Dos clientes hipotéticos pueden tener una recencia de diez días, cuatro operaciones y un monto de seiscientas unidades monetarias, pero asignar proporciones muy distintas a las mismas categorías. Uno podría concentrar el ochenta por ciento en hogar y el otro en regalos. RFM los representa de manera idéntica en esas tres medidas; una descripción RFMC permite distinguir la composición de sus compras. El ejemplo no demuestra que un algoritmo específico los separará: ese resultado dependerá de las demás variables, su ponderación y el conjunto de observaciones.

Tabla 3
Ejemplo hipotético de perfiles RFM iguales con distinta composición de compra

Cliente	Recencia (días)	Frecuencia	Monto (u. m.)	Hogar	Regalos
A	10	4	600	80 %	20 %
B	10	4	600	20 %	80 %

Nota. Datos hipotéticos de elaboración propia; no proceden de la tesis. Hogar y regalos expresan la proporción del monto destinada a cada categoría. u. m. = unidades monetarias. El ejemplo ilustra una diferencia de representación, no una ejecución de agrupamiento.

La diferencia entre transacción y detalle puede ilustrarse con una pequeña reconstrucción hipotética. Un cliente realiza cuatro compras durante el semestre. La primera factura contiene tres artículos, la segunda uno, la tercera cinco y la cuarta dos. La base de detalle tendrá once filas, pero la frecuencia, bajo la definición de operaciones distintas, será cuatro. Si el monto de esas facturas suma seiscientas unidades monetarias, el importe medio por operación será ciento cincuenta. El número de filas sigue siendo útil para examinar la variedad de líneas compradas, aunque no responde a la misma pregunta que la frecuencia de visitas o de facturas.

Al agregar categorías, esa misma factura puede participar en más de una línea comercial. Si contiene hogar y cocina, ambas categorías registran presencia en la operación. En consecuencia, sumar facturas por categoría puede superar el número de facturas distintas del cliente. Esto no representa necesariamente una inconsistencia: expresa una clasificación con participaciones múltiples. El error aparecería al utilizar esa suma como si fuera un recuento de operaciones únicas. La definición del denominador debe acompañar toda proporción para distinguir participación en compras, participación en unidades y participación en monto.

La codificación nominal requiere un cuidado adicional. Asignar los números uno, dos y tres a hogar, cocina y vajilla no significa que vajilla esté dos veces más lejos de hogar que de cocina. Esos números podrían ser simples identificadores administrativos. Si se usan directamente como coordenadas, una medida de distancia les asignará un significado cuantitativo que la clasificación no contiene. Las variables indicadoras permiten representar presencia o ausencia sin ese orden artificial, mientras las proporciones expresan intensidad relativa. Se trata de alternativas de diseño que

deben seleccionarse de acuerdo con el significado de la variable y no con la comodidad de almacenamiento.

Debe advertirse, además, que las proporciones describen el historial observado, no preferencias psicológicas permanentes. Una compra realizada para un tercero, una promoción excepcional o una necesidad puntual pueden influir en la composición del periodo. La lectura más ajustada consiste en hablar de afinidad o concentración de compra observada. Para establecer persistencia, sería pertinente contrastar periodos posteriores o incorporar información adicional, sin sustituir esa comprobación por una interpretación intuitiva del perfil.

1.2.3. Preparación de datos: calidad, valores atípicos, transformaciones y estandarización

La preparación de datos determina qué hechos entran en el análisis y bajo qué representación lo hacen. La tesis incluye identificación de valores faltantes, examen de cantidades y precios, análisis de valores extremos y transformaciones de las variables RFM. Estas tareas deben comprenderse como decisiones analíticas que pueden modificar el resultado, no como una limpieza puramente mecánica. Documentarlas permite distinguir una mejora en la consistencia del registro de un cambio en la población efectivamente analizada (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 35–40, 48–62).

La revisión comienza por el significado de los campos. Una fecha almacenada como texto requiere verificar su formato; un identificador debe conservar su función de reconocimiento y no tratarse como una magnitud; un precio de cero necesita explicación antes de considerarse un error. El registro puede corresponder a una operación gratuita, una corrección o un problema de captura. La decisión de conservarlo o excluirlo debe apoyarse en las reglas del negocio. El criterio general propuesto aquí es no reemplazar una investigación de la causa por una eliminación automática.

Los valores faltantes plantean problemas distintos según el campo. Cuando falta el identificador del cliente, la operación puede seguir siendo útil para analizar ventas, pero no necesariamente para construir una trayectoria individual. Agrupar todos los identificadores ausentes como si fueran una misma persona produciría una unidad

ficticia. En cambio, excluir esas operaciones restringe el análisis a los clientes identificables. Ambas consecuencias deben explicarse para que el lector sepa qué parte del negocio queda representada y cuál permanece fuera del modelo.

Los valores atípicos requieren una consideración semejante. Una cantidad extraordinaria puede ser un error, pero también una compra legítima por volumen. Si se elimina sin indagar su origen, es posible retirar precisamente a quienes presentan un comportamiento comercial relevante. Como estrategia de trabajo, conviene separar la detección estadística de la decisión sustantiva. La primera identifica observaciones inusuales respecto de un criterio; la segunda determina qué tratamiento corresponde según el objetivo y la información disponible.

Una transformación modifica la escala o la forma en que se representa una variable. La tesis utiliza logaritmos para examinar distribuciones asimétricas de recencia, frecuencia y monto. En particular, la función log1p equivale a calcular el logaritmo natural de uno más el valor. Su efecto es comprimir diferencias grandes en la escala original. Ese cambio puede facilitar la visualización y alterar la influencia relativa de las distancias, pero no convierte una observación errónea en correcta ni garantiza que la distribución resultante sea normal (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 52–54).

$$x' = \ln(1 + x) \qquad (6)$$

Como precisión conceptual frente a la terminología empleada en algunos pasajes de la investigación, transformar una variable mediante logaritmos no equivale a estimar una regresión. La primera operación modifica una representación; la segunda ajusta una relación entre una respuesta y una o más variables explicativas. Esta diferencia permite describir el procedimiento sin atribuirle parámetros, predicciones o pruebas que no hayan sido calculados. Para comprender la segmentación interesa saber qué datos transformados recibió el algoritmo y no únicamente el nombre general que se dio al proceso.

Box-Cox constituye otra familia de transformaciones utilizada en la tesis. La documentación técnica distingue que Box-Cox requiere valores estrictamente positivos, mientras que Yeo-Johnson permite trabajar con valores positivos y negativos. La

elección exige revisar el dominio de los datos y registrar el procedimiento aplicado. No basta con añadir una constante sin explicarla, puesto que esa decisión modifica la transformación. Tampoco debe suponerse que elegir una transformación implica demostrar un efecto sobre la fidelización (scikit-learn developers, s. f.-d).

La estandarización, por su parte, expresa cada observación en relación con la media y la desviación estándar de la variable. Bajo la forma usual $z = (x - \mu) / \sigma$, las variables no constantes quedan centradas y ajustadas en escala sobre los datos utilizados para estimar esos parámetros. La documentación de StandardScaler advierte que es sensible a los valores atípicos. Por tanto, estandarizar no equivale a eliminarlos, a producir normalidad ni a sustituir el examen previo de su significado (scikit-learn developers, s. f.-f).

$$z = (x - \mu) / \sigma \qquad (7)$$

Un ejemplo hipotético ilustra por qué el orden importa. Si un importe se expresa en unidades monetarias y una recencia en días, sus magnitudes numéricas pueden diferir ampliamente. Escalarlas cambia su participación relativa en las distancias. Si antes se aplicó un logaritmo, la estandarización opera sobre la variable transformada, no sobre el importe original. El informe debe permitir reconstruir esa secuencia. Presentar únicamente la palabra «normalización» ocultaría decisiones distintas que pueden producir grupos diferentes.

La duplicidad tampoco puede decidirse observando únicamente que dos filas tienen el mismo precio y producto. Una persona puede comprar dos veces el mismo artículo en una jornada y producir registros legítimamente similares. Para identificar duplicados se requiere una clave consistente y conocimiento de cómo se exportaron los datos. En un ejemplo hipotético, una extracción repetida del mismo lote podría duplicar operaciones completas; en otro, dos líneas idénticas podrían corresponder a entregas parciales. La preparación debería registrar el criterio elegido y conservar la posibilidad de rastrear cada exclusión hasta su origen.

Una práctica de documentación propuesta para este tipo de proyectos consiste en mantener tres capas: el archivo recibido, una versión de trabajo con reglas de preparación y una matriz analítica destinada al modelo. La primera conserva la

evidencia; la segunda permite rastrear decisiones; la tercera facilita el cálculo. Esta separación evita que una corrección de presentación modifique inadvertidamente la fuente. No exige una infraestructura compleja: puede realizarse con archivos versionados y un registro claro de operaciones, siempre que los accesos estén controlados y no se multipliquen innecesariamente copias de información personal.

En una aplicación posterior con nuevos clientes, los parámetros aprendidos también forman parte de esa documentación. Si la media y la desviación estándar se recalculan cada vez que llega una observación, el sistema cambia continuamente su referencia. Puede ser legítimo actualizarla, pero entonces debe reconocerse como una nueva versión del procesamiento. Aplicar una transformación previamente ajustada y volver a estimarla son operaciones distintas. Mantener esa distinción permite saber si un cambio de segmento responde a las compras de la persona o a una modificación de la escala utilizada para representarla.

La preparación también necesita un registro de control. Después de cada operación se debería conservar el número de filas y de clientes, los criterios de exclusión, el intervalo temporal y las variables modificadas. Si dos conteos no concuerdan, no corresponde corregir uno por conveniencia ni atribuir la diferencia a un filtro no documentado. La trazabilidad es la condición que permite examinar la comparación posterior. Estos controles se proponen como parte de un procedimiento reproducible, sin dar por subsanadas las discrepancias del documento de origen.

1.2.4. Agrupamiento mediante K-means y análisis de componentes principales

K-means organiza las observaciones en un número de grupos definido por el analista. Su funcionamiento se apoya en centroides que representan el centro de cada grupo dentro del espacio de variables. La tesis describe un procedimiento iterativo en el que se asignan las observaciones al centroide más cercano y se recalculan los centros de los grupos. La intuición comercial es sencilla: reunir perfiles parecidos conforme a las características seleccionadas. La dificultad reside en precisar qué significa «parecido» después de agregar, transformar y escalar esas características (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 62–65).

El objetivo habitual consiste en reducir la suma de distancias euclidianas al cuadrado entre cada observación y el centroide del grupo al que pertenece. La solución depende del espacio definido y puede verse afectada por la inicialización. No existe una garantía general de alcanzar la mejor partición global mediante una única ejecución. Asimismo, el método favorece estructuras compatibles con grupos relativamente compactos y puede resultar inadecuado para otras geometrías. Estas condiciones ayudan a entender por qué conviene comparar alternativas, en lugar de atribuir a K-means una superioridad universal (scikit-learn developers, s. f.-a).

$$J = \sum_k \sum_{i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad (8)$$

Como precisión metodológica, utilizar K-means no exige demostrar que cada variable tiene una distribución normal. Su criterio de agrupamiento no es una prueba de normalidad. El problema relevante es cómo la distribución, los valores extremos y la escala afectan las distancias y los centroides. Por ello, las transformaciones pueden justificarse como decisiones de representación y analizarse mediante comparaciones, sin presentarlas como una certificación automática de validez estadística del agrupamiento (scikit-learn developers, s. f.-a).

La elección del número de grupos expresa una tensión entre detalle y síntesis. Con pocos grupos pueden reunirse comportamientos comercialmente diferentes; con demasiados, la segmentación puede resultar difícil de interpretar o mantener. La tesis utiliza el método del codo y el índice de silueta para orientar su elección. Conceptualmente, el descenso de la dispersión interna al aumentar el número de grupos no basta para identificar una única solución correcta, porque una partición más detallada tiene mayor capacidad de ajustarse a las observaciones (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 64–67).

El análisis de componentes principales, conocido como PCA, cumple una función diferente. No asigna por sí mismo segmentos de clientes; construye nuevas variables como combinaciones lineales que resumen variación de las originales. La documentación del procedimiento señala que la implementación centra los datos, pero no los escala automáticamente por característica. También distingue los componentes y la proporción de varianza explicada. Esta información permite evaluar qué se conserva al reducir dimensiones y qué decisiones de escala deben adoptarse antes del ajuste

(scikit-learn developers, s. f.-c).

La tesis utiliza PCA sobre la representación de categorías y combina sus componentes con variables RFM transformadas. Además, emplea una proyección posterior de dos dimensiones para visualizar las agrupaciones. Estas funciones deben distinguirse: una reducción utilizada como entrada del algoritmo modifica el espacio en el que se forman los grupos; una proyección elaborada para una figura facilita su observación. La apariencia de una nube de puntos en dos dimensiones no reemplaza la evaluación del espacio completo utilizado en el agrupamiento (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 96–98).

Un ejemplo de elaboración propia aclara la diferencia. Supóngase que diez columnas describen proporciones de compra por categoría y que se reducen a tres componentes para construir la segmentación. El modelo agrupa entonces a los clientes a partir de la información conservada en esas combinaciones y de las variables RFM añadidas. Si luego se dibuja todo el conjunto en dos ejes, el gráfico presenta una nueva simplificación. Dos puntos próximos en esa imagen no necesariamente tienen una proximidad idéntica en todas las variables utilizadas por el algoritmo.

El número de componentes debe acompañarse de una justificación. Declarar que se utilizaron tres no informa, por sí solo, qué proporción de variación se conservó ni qué categorías contribuyeron a cada componente. Para una interpretación comercial conviene mantener disponibles las variables originales y relacionar los grupos con ellas. Así se evita que la reducción dimensional facilite el cálculo a costa de volver incomprensible el significado de los perfiles.

La incorporación de categorías también puede introducir un problema de peso relativo. Si las tres dimensiones RFM se combinan con numerosas columnas de productos, las diferencias asociadas al bloque categórico pueden tener una influencia importante sobre las distancias. Reducir dimensiones es una posibilidad de diseño, pero no una garantía de equilibrio entre bloques. Es necesario declarar qué se combinó y evaluar el efecto. Esta reflexión es un desarrollo conceptual motivado por la representación RFMC; no implica que todos los modelos con categorías deban utilizar PCA.

El centroide puede entenderse mediante un ejemplo geométrico hipotético. Si un grupo contiene tres observaciones con coordenadas (0, 1), (1, 1) y (2, 1), su centro es (1, 1). Las coordenadas podrían representar variables comerciales estandarizadas y no magnitudes directamente interpretables como dinero o días. Cuando se calcula un promedio en un espacio transformado, su interpretación debe respetar ese espacio. En particular, la transformación inversa de un centroide no siempre coincide con el promedio aritmético de la variable original. Por esa razón, el perfil de negocio debería calcularse también sobre las observaciones originales que pertenecen a cada grupo.

La reducción dimensional plantea una elección entre síntesis y detalle. Una categoría poco frecuente puede contribuir poco a la variación total y, aun así, ser importante para una pregunta comercial específica. Retener componentes que expliquen mucha variación no garantiza conservar toda la información relevante para cualquier decisión. Como criterio de diseño, conviene revisar las categorías que se pretende interpretar después del agrupamiento y comprobar que la representación permite describirlas. Esta revisión complementa la varianza explicada; no la reemplaza ni demuestra que una reducción sea incorrecta por sí misma.

En definitiva, K-means y PCA responden a tareas distintas que pueden complementarse. El primero produce una partición conforme a un objetivo de agrupamiento; el segundo transforma la representación para resumir variación. Su combinación debe examinarse como una secuencia de decisiones. Comprender esa secuencia permite discutir si los grupos son útiles y qué información se ha preservado, en lugar de atribuir el resultado a la mera presencia de técnicas consideradas avanzadas.

1.2.5. Evaluación, interpretación y reproducibilidad de los modelos de segmentación

Evaluar una segmentación exige determinar qué aspecto se pretende valorar. La investigación de base compara representaciones y utiliza indicadores internos, gráficos y análisis por categorías. Estos recursos no proporcionan una única respuesta intercambiable: algunos describen compactación y separación; otros facilitan la lectura de perfiles; y otros examinan diferencias entre variables. Como criterio integrador, el libro distingue evaluación interna, estabilidad, interpretación y utilidad comercial.

Confundir esos planos puede transformar una ventaja limitada en una afirmación de eficacia que los datos no sostienen.

El coeficiente de silueta compara, para cada observación, su distancia media a las demás observaciones del propio grupo con la menor distancia media a otro grupo. Si a_i representa la primera y b_i la segunda, se calcula mediante la diferencia normalizada por el mayor de ambos valores. Los valores cercanos a uno describen una posición bien separada respecto del grupo vecino; valores próximos a cero indican una situación menos definida, y los negativos pueden señalar una asignación problemática según la distancia empleada. El promedio resume esas evaluaciones, pero puede ocultar diferencias entre grupos (scikit-learn developers, s. f.-e).

$$s_i = (b_i - a_i) / \text{máx}(a_i, b_i) \quad (9)$$

El índice de Davies–Bouldin se basa en una relación entre dispersión interna y separación de grupos. En su interpretación usual, valores menores son preferibles; su mínimo es cero. Esta dirección es distinta de la silueta, donde un valor mayor suele ser favorable. El indicador permite complementar la evaluación, pero tampoco mide la satisfacción del cliente, la exactitud de una predicción futura ni el efecto de una campaña. Conviene presentar el nombre completo de cada métrica y su sentido, en lugar de reunirlas bajo un rótulo ambiguo de «precisión» (scikit-learn developers, s. f.-b).

Los indicadores pueden ofrecer señales diferentes porque resumen aspectos distintos de la estructura. Si una alternativa mejora ligeramente en una métrica y empeora en otra, corresponde describir ese resultado mixto. No debe elegirse únicamente el indicador favorable ni llamar «estadísticamente significativa» a una diferencia numérica sin un procedimiento que respalde esa conclusión. Esta precaución es especialmente importante cuando se comparan representaciones construidas con diferente dimensionalidad o escalamiento, pues también cambia el espacio en el que se calculan las distancias.

La comparación requiere conservar condiciones reconocibles. Interesa saber si se utilizaron los mismos clientes, la misma ventana de observación, una política equivalente de depuración y criterios documentados de ajuste. Cuando se modifica la unidad de análisis entre versiones, la comparación deja de aislar el efecto de una nueva

variable. Lo mismo ocurre si una alternativa elimina un grupo de observaciones que permanece en la otra. Antes de atribuir una ventaja al modelo, es necesario descartar que proceda de cambios no declarados en sus entradas.

La estabilidad se refiere a la persistencia de una estructura frente a variaciones razonables del proceso, mientras que la reproducibilidad se refiere a la posibilidad de reconstruir una ejecución con los mismos datos, reglas y condiciones. La tesis propone explorar distintas semillas y seguir la evolución temporal de los grupos como trabajo posterior. Se retoma esa recomendación sin presentarla como una comprobación ya efectuada: repetir un procedimiento bajo condiciones distintas puede ser valioso, pero solo constituye evidencia cuando se ejecuta y se informa (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 112–113).

Para interpretar un grupo conviene examinar más que su promedio. Su tamaño, dispersión y composición pueden mostrar que contiene comportamientos heterogéneos. Un monto medio elevado puede deberse a pocos compradores extremos; una categoría dominante puede representar una proporción apenas superior a las demás. El perfil comercial debería distinguir entre predominio absoluto y diferencia relativa, así como entre observaciones y explicaciones posibles. Este criterio impide que un resumen compacto se convierta en una descripción excesivamente uniforme de todos los integrantes.

La utilidad comercial requiere un paso adicional. Identificar un segmento al que podría interesar una promoción es una hipótesis de actuación. Evaluar esa hipótesis supone definir a quién se contactó, qué propuesta recibió, durante qué periodo y con qué resultado se comparó. Cuando no existe ese seguimiento, el análisis puede justificar una recomendación, pero no acreditar su efectividad. La investigación de origen plantea la implementación en sistemas de gestión y el seguimiento de campañas entre sus recomendaciones, por lo que dichas aplicaciones deben conservar su carácter prospectivo en la lectura del libro (Enriquez Maguiña, 2026, p. 117).

Tabla 4
Controles propuestos para documentar una comparación reproducible

Componente	Información que debe conservarse	Pregunta de control

Componente	Información que debe conservarse	Pregunta de control
Datos y unidad	Origen autorizado, ventana, fecha de corte e identificadores.	¿Ambas versiones representan las mismas unidades y el mismo periodo?
Preparación	Filtros, faltantes, exclusiones, transformaciones y conteos.	¿Se puede explicar cada diferencia entre la base inicial y la utilizada?
Representación	Cálculo de RFM, codificación de categorías y componentes.	¿Está definido qué significa cada variable y cómo se obtuvo?
Ajuste y evaluación	Parámetros, semillas, versiones de software y métricas.	¿Es posible reconstruir la ejecución y sus indicadores?
Interpretación y uso	Perfiles originales, limitaciones y evidencia de intervenciones.	¿Se distinguen los resultados observados de las aplicaciones propuestas?

Nota. Propuesta de elaboración propia. Su inclusión no implica que todos estos documentos estén disponibles en la investigación de base.

La reproducibilidad se beneficia de conservar el conjunto de datos autorizado, un diccionario de variables, reglas de filtrado, parámetros de transformación, configuración del algoritmo y salidas originales. También es importante registrar versiones del software y separar los datos destinados a cálculo de los utilizados para presentación. Un gráfico exportado sin el procedimiento que lo originó limita la posibilidad de comprobar sus valores. La Tabla 4 reúne un conjunto de controles de elaboración propia para ordenar esa documentación, sin afirmar que todos estén disponibles en el estudio de base.

El criterio de cierre puede formularse de manera directa: una segmentación resulta defendible cuando es posible explicar de dónde provienen sus datos, cómo se construyen sus variables, qué procedimiento forma los grupos, qué evidencia los describe y qué límites tienen sus interpretaciones. La calidad no reside únicamente en alcanzar un indicador alto, sino en mantener una relación transparente entre esos elementos. Ese vínculo permite que el modelo sea discutido, revisado y utilizado sin convertir sus resultados en certezas sobre aspectos que no se midieron.

Una media general de evaluación puede ocultar grupos de calidad desigual. Como ejemplo puramente aritmético, si novecientas observaciones presentan una silueta media de 0.40 y cien presentan una media de −0.10, el promedio total será 0.35. Esa cifra positiva no elimina la dificultad del segundo grupo. Examinar tamaños y

distribuciones por segmento permite identificar dónde se concentra el problema. El ejemplo no establece umbrales universales de aceptación: demuestra por qué un resumen agregado debe acompañarse de información sobre su composición.

La interpretación debería incorporar una ficha de perfil que pueda leerse sin conocer el código. Puede incluir la ventana temporal, la unidad observada, el tamaño del grupo, medianas de las variables originales, categorías con mayor participación y diferencias respecto del conjunto de referencia. En una columna separada se registrarían las hipótesis comerciales sugeridas por ese perfil. Separar descripción e hipótesis evita que el nombre del grupo sustituya a la evidencia y facilita que el equipo de negocio revise una propuesta antes de automatizarla.

El capítulo ha desarrollado el modelo como una articulación entre requerimientos, representación del comportamiento, preparación de datos y evaluación. La incorporación de la categoría amplía las preguntas que pueden formularse sobre el historial de compra, pero su aporte debe examinarse bajo condiciones explícitas. Una vez establecidos estos fundamentos, corresponde atender a la dimensión que justifica su aplicación: la relación del cliente con el establecimiento. El siguiente capítulo aborda el comportamiento de compra, la satisfacción, la retención y la fidelización, de modo que la interpretación comercial del modelo conserve un sustento conceptual propio.

CAPÍTULO II

COMPORTAMIENTO DEL CLIENTE PARA SU FIDELIZACIÓN EN EL RETAIL

La segunda variable de la investigación se denomina comportamiento del cliente para su fidelización en una empresa de retail. En su operacionalización principal se utilizan frecuencia, monto y recencia como dimensiones observables del historial de compra (Enriquez Maguiña, 2026, p. 30). Este capítulo conserva ese punto de partida, pero amplía la discusión hacia el significado de la fidelización. El objetivo es comprender qué pueden aportar las transacciones y qué aspectos de la relación con el cliente requieren otras fuentes de información. La exposición teórica no implica que todas las dimensiones aquí examinadas hayan sido medidas en el estudio de base.

2.1. REFERENTES TEÓRICOS

La investigación sobre fidelización reúne enfoques que estudian comportamiento, actitudes, experiencia, confianza y valor. Para construir una relación clara con el modelo de segmentación, estos antecedentes deben leerse como explicaciones complementarias y no como definiciones intercambiables. Una misma operación de compra puede ser compatible con diversos motivos. Por ello, el examen de la literatura permite establecer un marco de interpretación más amplio que el conjunto de indicadores disponibles, sin atribuir a estos últimos una capacidad de medición que no poseen.

2.1.1. Lealtad, repetición de compra y marketing relacional

Dick y Basu (1994) conceptualizaron la lealtad a partir de la relación entre actitud relativa y repetición del comportamiento de compra, considerando la intervención de factores sociales y situacionales. Esta perspectiva resulta fundamental para diferenciar una conducta observable de la valoración que la acompaña. El historial permite reconocer recurrencia, pero no establece necesariamente una preferencia firme

por la empresa frente a sus alternativas. La conducta y la actitud están relacionadas en el marco teórico, aunque no son una misma medida.

En la interpretación de una segmentación, esta distinción evita una conclusión precipitada: llamar fiel a todo comprador frecuente. Un ejemplo hipotético ayuda a comprenderla. Una persona puede comprar varias veces porque una tienda está cerca de su trabajo, mientras otra puede preferir esa empresa y adquirir productos solo de forma ocasional. La primera presenta mayor frecuencia observada; la segunda podría mantener una actitud favorable que el historial no captura. No corresponde decidir cuál es más leal sin una definición y evidencia apropiadas al problema.

Kumar y Shah (2004) estudiaron la construcción y el mantenimiento de una lealtad rentable, articulando la dimensión relacional y su relevancia económica. Para este libro, el antecedente justifica no tratar el volumen de compra como objetivo aislado. A partir de esa perspectiva, una política comercial debería examinar si la recurrencia se acompaña de una relación sostenible para ambas partes, en lugar de asumir que cualquier aumento de transacciones representa una mejora. La evaluación debe considerar el resultado definido y los costos de la actuación, no solo la presencia de actividad.

El marco de actitud relativa y repetición permite distinguir situaciones que una clasificación de gasto puede reunir. Una actitud favorable acompañada de compras repetidas expresa una relación diferente de la repetición sostenida por circunstancias externas. También puede existir una valoración positiva que no se traduce en muchas compras por restricciones de oportunidad. Dick y Basu (1994) permiten organizar estas diferencias sin suponer que actitud y conducta avanzan siempre juntas. En el retail, esa lectura invita a formular preguntas sobre alternativas disponibles, ocasiones de compra y continuidad, además de contar operaciones.

Para una política comercial, la consecuencia es concreta: no todos los compradores recurrentes necesitan el mismo estímulo. Un ejemplo hipotético sería el de un establecimiento utilizado por conveniencia de ubicación frente a otro elegido deliberadamente por su servicio. En el primer caso, una modificación de la rutina del comprador podría alterar la recurrencia; en el segundo, la experiencia de atención podría

tener especial relevancia. Son explicaciones posibles que requieren investigación. El registro de frecuencia identifica la conducta que debe estudiarse, pero no permite escoger entre esas explicaciones sin evidencia adicional.

La lectura conjunta propone una cautela productiva: el análisis transaccional puede identificar oportunidades de relación sin agotar la explicación del vínculo. Esta cautela no reduce el valor de RFM; lo ubica dentro de una arquitectura de conocimiento más amplia. Los segmentos describen situaciones y facilitan preguntas. Para comprender actitudes, motivos o recomendaciones se necesitan instrumentos específicos y, cuando corresponda, diseños que relacionen esas medidas con las trayectorias de compra.

2.1.2. Confianza, compromiso y valor percibido por el cliente

Morgan y Hunt (1994) situaron la confianza y el compromiso como elementos centrales del marketing relacional. Su marco ayuda a comprender por qué la continuidad de una relación comercial no depende únicamente de incentivos inmediatos. En términos conceptuales, ofrece una base para estudiar la disposición a mantener un vínculo y la expectativa de que la contraparte actuará de manera confiable. Estas ideas complementan la lectura de las compras, pero no pueden medirse automáticamente a partir de un centroide de gasto.

McDougall y Levesque (2000) incorporaron el valor percibido en el análisis de la satisfacción con servicios. Su contribución permite diferenciar el precio pagado de la evaluación realizada por el consumidor. Una compra de importe elevado no informa por sí sola si la persona considera razonable lo que recibió ni si la experiencia respondió a sus expectativas. Esta diferencia es relevante cuando se utiliza monto como indicador: la magnitud económica de una operación no debe convertirse sin evidencia adicional en una valoración positiva del servicio.

Como consecuencia analítica, una organización puede formular preguntas diferentes para cada nivel. El registro de operaciones responde cuánto se compró y cuándo. Una consulta de satisfacción puede explorar cómo se evaluó una experiencia. Un instrumento sobre confianza puede examinar expectativas respecto a la empresa. La

vinculación entre estas fuentes requiere un diseño que respete su naturaleza y las condiciones de uso de los datos. No basta con agregar una columna llamada "confianza" si no se especifica cómo se obtuvo y qué propiedades tiene su medición.

La confianza puede examinarse en acontecimientos cotidianos de la relación: claridad de las condiciones, cumplimiento de lo ofrecido y consistencia de la respuesta ante una incidencia. El compromiso, en cambio, remite a la disposición a sostener el vínculo. Desde la perspectiva relacional, interesa observar cómo estas dimensiones se articulan, no asignarles un valor automático a partir del precio de compra. Una encuesta o entrevista diseñada para estudiar esas expectativas respondería a una pregunta diferente de la que resuelve el archivo de facturas (Morgan & Hunt, 1994).

Un ejemplo hipotético ayuda a situar el valor percibido. Dos personas pagan el mismo precio por un artículo, pero una recibe orientación adecuada y entrega en el momento acordado, mientras la otra enfrenta información confusa. La igualdad del importe no implica igualdad de evaluación. Para una empresa que utiliza segmentación, esto significa que el contenido de la propuesta y las condiciones de servicio deben analizarse conjuntamente. La personalización puede ayudar a seleccionar un producto pertinente, pero no compensa por definición una experiencia de cumplimiento deficiente.

La personalización también debe examinarse desde ese marco. Una oferta puede coincidir con una categoría previamente adquirida y, aun así, resultar inconveniente por el momento, el canal o la forma de comunicación. En un escenario hipotético, recordar a una persona un artículo que ya devolvió puede evidenciar integración deficiente de los datos antes que interés genuino en atenderla. Esta observación conduce a una propuesta: evaluar la pertinencia del contacto en relación con el historial completo disponible y no solo con las señales que favorecen la venta.

2.1.3. Experiencia del cliente y recorrido de compra

Lemon y Verhoef (2016) desarrollaron una comprensión de la experiencia del cliente a lo largo del recorrido de compra y de sus múltiples puntos de contacto. El antecedente permite ampliar la atención desde la transacción hacia la secuencia de

interacciones que la preceden y la siguen. Para el problema del libro, su relevancia consiste en que los datos de facturación registran una parte de esa secuencia, mientras que otras experiencias pueden ocurrir antes de comprar o después de recibir el producto.

De este enfoque se deriva una pregunta operativa: ¿qué parte del recorrido está visible para el modelo? Una base exclusivamente transaccional no informa necesariamente sobre búsquedas sin compra, dificultades de pago, conversaciones de atención o problemas de entrega. Si se interpreta un período sin operaciones como rechazo de la marca, puede estarse omitiendo información relevante. La ausencia de una señal en el archivo no demuestra la ausencia del acontecimiento; puede indicar solamente que el sistema no lo registra o no lo integra.

La omnicanalidad agrega un problema de identificación. Un comprador puede utilizar una aplicación para informarse, una tienda para adquirir y otro medio para solicitar soporte. Antes de afirmar que existe una visión integral, la empresa debe comprobar que puede vincular esos contactos de forma confiable y autorizada. Unificar identificadores no significa acumular indiscriminadamente todos los datos posibles. La integración debe responder a una finalidad definida y conservar información sobre el origen y la calidad de cada vínculo.

Como aplicación conceptual del recorrido de compra, puede organizarse un mapa que relacione cada momento con sus registros posibles. Antes de comprar, podrían existir búsquedas y consultas; durante la compra, selección, pago y confirmación; después, entrega, uso y soporte. Ese mapa no supone que todos los datos estén disponibles ni que deban incorporarse al modelo. Su utilidad es identificar dónde se produce una observación y qué parte de la experiencia queda fuera de ella. La factura pertenece principalmente al momento transaccional, mientras el vínculo puede continuar antes y después de esa operación.

La integración de estos momentos debe preservar la secuencia. Una devolución posterior cambia la lectura de una compra previa; una incidencia resuelta puede modificar el significado de una queja inicial. Si se conserva únicamente la última etiqueta de satisfacción o un saldo acumulado, pueden perderse esos cambios. Por eso, el diseño propuesto distingue un resumen para segmentar de un historial para explicar.

Ambos pueden coexistir: el resumen facilita decisiones frecuentes y el historial permite revisar casos cuya interpretación requiere mayor contexto.

Para la interpretación de segmentos, se propone acompañar las medidas de compra con una declaración de cobertura: canales incluidos, interacciones ausentes y períodos conocidos. Esta declaración permite que el equipo comercial lea correctamente un perfil. “Sin compras observadas en el canal analizado” expresa una limitación de medición; “cliente perdido para la empresa” es una conclusión de alcance mucho mayor. La diferencia entre ambas formulaciones puede determinar la pertinencia de una campaña y la calidad de una discusión académica.

2.1.4. Inteligencia artificial, satisfacción y conocimiento del consumidor

Aguiar-Costa et al. (2022) realizaron un estudio meta-analítico sobre satisfacción en servicios con inteligencia artificial. Su trabajo examina relaciones entre constructos como valor percibido, características percibidas y calidad, y muestra la necesidad de estudiar cómo se evalúa el servicio, no solo si utiliza tecnología. El antecedente no autoriza a concluir que cualquier sistema basado en IA mejora la satisfacción. Su utilidad para esta obra es situar la adopción tecnológica dentro de una explicación relacional y de experiencia.

Capuano et al. (2021) abordaron el análisis de sentimientos para la gestión de relaciones con clientes mediante aprendizaje incremental. Este antecedente permite reconocer una fuente complementaria a las transacciones: el contenido textual de opiniones y comentarios. Su función es diferente a la del análisis RFM. Mientras las compras describen acontecimientos comerciales, los textos pueden comunicar evaluaciones sobre experiencias. Ninguna fuente reemplaza automáticamente a la otra, y ambas necesitan un examen de representatividad y de límites de interpretación.

En una aplicación hipotética, dos grupos con frecuencia de compra semejante podrían expresar experiencias distintas respecto a la entrega. Si el sistema solo utiliza importes y fechas, esa diferencia permanecería invisible. Integrar retroalimentación podría ayudar a formular una intervención más pertinente, como revisar un proceso de servicio antes de incrementar promociones. Sin embargo, los comentarios disponibles

no representan necesariamente a toda la clientela. Una muestra autoseleccionada de reseñas requiere una lectura distinta de una encuesta diseñada para un universo definido.

El vínculo con el caso de estudio es, por tanto, prospectivo y conceptual. La tesis trabaja principalmente con registros de compra y categorías, no con un sistema de análisis de sentimientos integrado a su evaluación final. El libro introduce estas fuentes para explicar qué dimensiones quedan fuera de ese alcance y cómo podrían estudiarse en el futuro. No se atribuyen puntuaciones de satisfacción, emociones ni opiniones a los segmentos porque el documento no proporciona esa evidencia.

2.1.5. Antecedentes sobre retención y programas de fidelización

Desveaud et al. (2024) desarrollaron un metamodelo sobre lealtad de marca y sus antecedentes. Su investigación integra conocimiento previo para estudiar relaciones entre diferentes componentes de la explicación de la lealtad. Este antecedente amplía el marco del libro más allá de un único indicador transaccional y permite situar la experiencia y la relación con la marca dentro de una discusión conjunta. Su inclusión no convierte el monto de compra en una medida suficiente de fidelización ni traslada resultados agregados a los clientes del caso de estudio.

Belli et al. (2022) realizaron un meta-análisis de la efectividad de programas de fidelización. Encontraron evidencia favorable sobre lealtad, con diferencias según diseño del programa y características de la industria, y una mayor dificultad para modificar la dimensión actitudinal que la conductual. Esta conclusión permite fundamentar el interés por los programas sin presentarlos como una intervención universal de efecto garantizado. Un hallazgo agregado no sustituye la evaluación de un programa concreto en una organización determinada.

A partir de estos antecedentes, se propone distinguir tres preguntas al interpretar una iniciativa. La primera es si el consumidor utiliza el programa. La segunda es si modifica una conducta relevante respecto de un escenario comparable. La tercera es si la relación con la empresa se fortalece de manera sostenible. Un alto número de inscritos responde solo parcialmente a la primera; no resuelve las otras. Esta diferencia permite diseñar indicadores que correspondan a la finalidad declarada y evita confundir

crecimiento de la base registrada con incremento de fidelidad.

La revisión teórica conduce así a una relación prudente con el aprendizaje automático. El modelo puede ayudar a reconocer perfiles que orienten acciones, pero la efectividad dependerá de lo que se implemente y de cómo se evalúe. Una política comercial puede utilizar una segmentación sencilla y estar bien evaluada, mientras que otra puede apoyarse en un modelo complejo sin demostrar beneficio alguno. La sofisticación de la herramienta y la calidad de la evidencia son dimensiones diferentes que conviene mantener separadas.

2.2. NOCIONES BÁSICAS DEL COMPORTAMIENTO DEL CLIENTE Y SU FIDELIZACIÓN

Las nociones que siguen conectan el marco relacional con decisiones de medición y gestión. Primero se examina qué significa observar comportamiento; después se distinguen los indicadores de compra de los constructos de fidelización; finalmente se explican usos comerciales y formas de evaluación. Los ejemplos son didácticos y no describen resultados de la empresa o del conjunto de datos utilizado en la tesis. Su finalidad es hacer explícitas las decisiones que una aplicación necesita resolver para pasar del segmento a una actuación evaluable.

2.2.1. Comportamiento de compra, satisfacción, retención y fidelización

El comportamiento de compra puede describirse mediante acontecimientos registrados: elección de artículos, cantidades, fechas, canales e importes. La tesis utiliza esas huellas transaccionales como base de su variable dependiente (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 30–31). Sin embargo, el término “comportamiento” abarca más que la porción disponible en una base. Para una investigación rigurosa conviene indicar qué conductas están observadas y cuáles solo se consideran posibles explicaciones. Esta delimitación evita que un registro administrativo se interprete como una descripción completa de la persona.

Un criterio útil consiste en separar acontecimiento, indicador e interpretación. El acontecimiento es una compra registrada. El indicador puede ser el número de compras durante una ventana. La interpretación podría relacionarlo con actividad comercial o

recurrencia. Cada paso añade una decisión. La interpretación de fidelidad requiere una fundamentación adicional porque el mismo número de operaciones puede surgir bajo situaciones distintas. Mantener esta cadena visible ayuda a que las tablas no comuniquen más de lo que sus variables realmente representan.

El contexto modifica el significado de una señal. En un ejemplo hipotético, seis compras en un semestre pueden expresar una relación frecuente para un producto de reposición lenta y una actividad baja para un bien de consumo diario. No corresponde trasladar un umbral de un negocio a otro sin revisar su lógica. También puede ser necesario distinguir consumidores finales de compradores que adquieren para una organización o para reventa. Sus cantidades e intervalos responden a necesidades diferentes, aunque el archivo utilice el mismo tipo de identificador.

Por ello, la descripción de un perfil debería incluir la categoría y la ventana de observación junto con sus medidas. Un resultado como “alta frecuencia” resulta incompleto si no se indica con respecto a qué distribución o criterio. La comparación puede ser relativa a la base, a una cohorte, a un período previo o a un objetivo comercial. Explicitar ese referente permite convertir una etiqueta general en una afirmación revisable y evita utilizar juicios absolutos sobre clientes que solo fueron comparados dentro de un conjunto particular.

La fidelización se aborda aquí como el proceso de construir y sostener una relación comercial valiosa, mientras que la lealtad puede examinarse en sus componentes conductuales y actitudinales. La satisfacción remite a la evaluación de una experiencia; la retención requiere una definición operativa de continuidad durante un período. Esta delimitación integra los antecedentes relacionales del capítulo y evita que una sola medida se presente como equivalente de todas las demás. En el estudio base, las transacciones permiten observar compra, pero no sustituyen una medición directa de confianza o recomendación.

Tabla 5
Constructos relacionales y evidencias necesarias

Concepto	Pregunta	Evidencia apropiada

Concepto	Pregunta	Evidencia apropiada
Compra recurrente	¿Se repitieron compras en la ventana?	Facturas y fechas bajo una definición estable.
Retención	¿Se mantuvo la actividad durante el período definido?	Seguimiento de una población elegible y criterio explícito.
Satisfacción	¿Cómo se evaluó la experiencia?	Medición específica de evaluación del servicio o producto.
Confianza	¿Qué expectativa existe respecto a la empresa?	Instrumento apropiado al constructo y al contexto.
Recomendación	¿Existe intención o conducta de recomendar?	Medida explícita; no se deduce del monto.
Lealtad	¿Cómo se relacionan actitud y repetición?	Evidencias conductuales y actitudinales según el marco utilizado.

Nota. Elaboración conceptual a partir de Dick y Basu (1994), Morgan y Hunt (1994) y McDougall y Levesque (2000). No implica que estos constructos hayan sido medidos en la tesis.

La tabla organiza las diferencias a través de preguntas y evidencias. Su lectura conduce a una regla de correspondencia: una afirmación sobre satisfacción debe apoyarse en una medida de satisfacción; una afirmación sobre continuidad debe declarar el período y el criterio de actividad. Los indicadores indirectos pueden ser útiles, pero su naturaleza debe explicitarse. Denominar “indicador transaccional asociado al vínculo” a una frecuencia resulta más preciso que afirmar que esa frecuencia constituye por sí misma la fidelidad del cliente.

La distinción importa también para evaluar cambios. Si después de una intervención se observan más compras, existe una modificación conductual que requiere comparación y explicación. No puede deducirse automáticamente que mejoró la confianza. Podría tratarse de una respuesta temporal a un descuento o de una variación del calendario. La construcción de una conclusión más amplia exige incorporar la medición correspondiente y un diseño que permita relacionarla con la actuación. El libro no presupone una equivalencia causal entre estos resultados.

Una medida adquiere utilidad cuando se especifica quién puede presentar el acontecimiento y durante cuánto tiempo será observado. Por ejemplo, una tasa de recompra requiere una población con una primera compra identificada y una ventana posterior suficiente. Si se incluyen clientes recién incorporados junto con otros

observados durante meses, la proporción combina oportunidades diferentes. El diseño de la medida debe resolver esa asimetría antes de comparar segmentos. Este requisito es independiente de la sofisticación del algoritmo utilizado para formarlos.

También conviene distinguir intención declarada y conducta realizada. Una persona puede expresar intención de recomendar sin que exista una recomendación registrada; otra puede recomendar informalmente sin responder una encuesta. Ambas fuentes son útiles para preguntas distintas, pero sus resultados no deberían sumarse como si midieran un mismo acontecimiento. En un sistema de indicadores, cada medida necesita una definición, un origen de datos y una limitación conocida. Esa disciplina permite interpretar los cambios sin reemplazar la evidencia disponible por el significado que se desearía atribuirle.

La separación entre estos conceptos permite mantener una correspondencia clara entre objetivos e indicadores. La investigación de base conserva la fidelización como propósito de aplicación, mientras sus resultados describen una segmentación del comportamiento de compra. Las dimensiones no medidas se desarrollan como problemas teóricos y necesidades de evaluación posterior. De este modo, la intención de fortalecer la relación comercial se mantiene sin confundirse con un efecto ya demostrado.

2.2.2. Recencia, frecuencia y monto como indicadores del comportamiento del cliente

La frecuencia proporciona una lectura de la recurrencia observada; la recencia sitúa la actividad respecto a una fecha; el monto resume una dimensión económica del historial. La tesis utiliza estas tres señales para interpretar segmentos, pero sus gráficos incluyen valores transformados que no deben leerse directamente como días o unidades monetarias (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 70–85). Para el uso comercial se recomienda recuperar o acompañar las escalas originales, de modo que la descripción pueda traducirse en preguntas concretas de gestión.

La lectura conjunta evita interpretaciones aisladas. Un comprador de alto monto y elevada recencia podría haber realizado una adquisición excepcional y no

necesariamente mantener una relación activa. Otro de monto moderado y frecuencia elevada podría representar una trayectoria sostenida. Estas son posibilidades analíticas, no características demostradas de personas específicas. Para decidir entre ellas conviene examinar la secuencia, la categoría, la antigüedad observada y los acontecimientos de servicio disponibles. El vector resumido orienta la revisión, pero no reemplaza el historial cuando se requiere comprender una situación particular.

También debe considerarse la exposición temporal. Un cliente observado durante un mes no ha tenido las mismas oportunidades de acumular compras que otro presente durante dos años. Compararlos solo por frecuencia total puede favorecer a quienes tienen historiales más largos. Como propuesta, pueden describirse cohortes de entrada o ventanas homogéneas y evaluar si las diferencias persisten. No se recomienda convertir esta observación en una corrección automática del estudio original, puesto que la decisión requiere conocer la base y el propósito del modelo.

La lectura comercial de RFM mejora cuando se examinan perfiles contrastantes. En un ejemplo hipotético, el cliente E ha realizado una compra de mil doscientas unidades monetarias hace cuatro meses. El cliente F ha realizado seis compras que suman la misma cantidad y su última operación ocurrió hace una semana. Ambos coinciden en monto acumulado, pero difieren en repetición y recencia. El segundo perfil describe más actividad reciente dentro de la ventana; no demuestra por sí solo mayor satisfacción, rentabilidad o probabilidad futura de recompra.

El importe medio aporta otra perspectiva. En ese ejemplo, el promedio por operación de E es mil doscientas unidades y el de F es doscientas. Una estrategia orientada a productos de compra excepcional podría interpretar de manera distinta estas trayectorias que una centrada en reposición frecuente. El contraste muestra por qué la combinación de indicadores es más informativa que una clasificación basada solo en ventas totales. También explica por qué los umbrales deberían relacionarse con el ciclo de los productos y no importarse sin revisión desde otro sector.

La recencia requiere una fecha de corte compartida. Si dos clientes compraron el mismo día, pero uno es evaluado al final de junio y otro al final de julio, sus valores difieren por el momento del cálculo. Para comparar perfiles dentro de una

segmentación, esa referencia debe mantenerse coherente. En un seguimiento periódico, el aumento de recencia puede ser simplemente el paso del tiempo sin nuevas operaciones. Interpretarlo como deterioro de la relación exige examinar si el intervalo observado supera lo habitual para ese cliente o para el contexto definido.

La frecuencia total también depende de la antigüedad observada. Dividir compras entre meses de exposición puede servir como descriptor adicional, siempre que se aclare qué se entiende por exposición y cómo se tratan períodos incompletos. No elimina todos los problemas: dos clientes con la misma media mensual pueden tener secuencias muy diferentes, uno regular y otro concentrado en una temporada. Una medida resumida responde cuánto ocurrió por unidad de tiempo; la regularidad necesita examinar la distribución de los intervalos.

Finalmente, deben conservarse las unidades al comunicar los perfiles. Una frecuencia transformada de cinco no equivale a cinco compras, del mismo modo que un monto estandarizado de dos no representa dos unidades monetarias. Para la gestión, resultan más legibles las medianas y los rangos calculados nuevamente en la escala original de los integrantes del grupo. La escala utilizada para agrupar y la escala utilizada para explicar cumplen funciones distintas. Presentarlas con nombres claros permite mantener rigor técnico sin hacer innecesariamente opaca la interpretación comercial.

El uso responsable de estas medidas evita etiquetas morales. “Bajo monto” describe una variable, no el valor personal del cliente ni su capacidad económica fuera del negocio. “Alta recencia” describe tiempo desde una compra observada, no desinterés definitivo. Estas formulaciones son útiles para quienes toman decisiones porque separan una señal de la explicación que podría acompañarla. La segmentación alcanza mayor rigor cuando permite identificar qué información adicional hace falta, en lugar de completar los vacíos con narraciones plausibles pero no verificadas.

2.2.3. Preferencias por categorías, diversidad del consumo y ciclo de relación comercial

Las categorías permiten relacionar el historial del cliente con el contenido de sus

adquisiciones. Una concentración de gasto constituye evidencia de concentración observada en la ventana analizada. Para denominarla preferencia estable se necesita evaluar su persistencia y las condiciones bajo las que ocurrió. En el caso de estudio, el análisis por categorías se utiliza para enriquecer la interpretación del RFM, pero no incluye una validación longitudinal independiente de las preferencias identificadas (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 91–102).

Una proporción de compra puede reflejar varias situaciones. Si un artículo de alto precio domina el gasto, la categoría correspondiente puede aparecer como preferida aunque haya sido adquirida una sola vez. Si se mide participación por cantidad, productos de bajo precio y compra múltiple pueden dominar el perfil. Si se mide por facturas, una misma compra con varias categorías necesita reglas específicas. No existe una representación neutral respecto a estas decisiones. Cada denominador expresa una perspectiva sobre la relación comercial.

Un ejemplo hipotético permite comparar dos perfiles. El cliente C destina gran parte de su gasto a una compra de iluminación y realiza pequeñas compras recurrentes de vajilla. El cliente D compra iluminación de forma repetida, aunque con importes menores. Una categoría dominante por gasto puede hacerlos parecer semejantes; una medida de recurrencia por categoría los diferenciaría. El ejemplo no demuestra que una medida sea siempre superior. Muestra que el concepto de preferencia debe vincularse con la pregunta que se desea resolver.

La diversidad también puede ser un resultado interesante. Un consumidor que compra en muchas categorías no representa necesariamente un grupo mal definido. Puede requerir una propuesta comercial amplia o una estrategia basada en ocasión de compra. Como criterio de interpretación, se sugiere distinguir afinidad observada, intensidad, variedad y persistencia. Estas dimensiones permiten describir perfiles sin reducir a una etiqueta única la heterogeneidad del consumo y sin atribuir motivaciones que no fueron recogidas mediante instrumentos apropiados.

El seguimiento temporal permite examinar cómo cambia la relación observada. En vez de tratar una etiqueta como permanente, puede estudiarse su evolución entre ventanas comparables. La tesis propone explícitamente monitorear migraciones de

segmentos y cambios asociados a estacionalidad o campañas, pero los presenta como líneas futuras (Enriquez Maguiña, 2026, p. 113). Esta distinción debe conservarse: proponer un seguimiento no equivale a haber comprobado la estabilidad de las preferencias ni la eficacia de las acciones comerciales.

En negocios sin una cancelación contractual explícita, la ausencia de compras requiere una definición operativa antes de convertirse en una clasificación de abandono. Como aplicación didáctica, una empresa podría establecer distintos períodos de evaluación según los ciclos de sus categorías, documentando por qué resultan pertinentes. El propósito no sería afirmar que conoce una decisión interna del consumidor, sino identificar una condición de inactividad observada que permita formular una intervención o una investigación posterior.

La comparación temporal exige mantener consistencia. Si cambian simultáneamente el catálogo, las reglas de compra válida, la ventana y el algoritmo, una migración de segmento puede reflejar cambios del sistema analítico además de cambios del cliente. Por ello, conviene conservar versiones y distinguir el seguimiento de personas bajo una definición fija del reentrenamiento con nuevas definiciones. Ambas operaciones pueden ser necesarias, pero no deben comunicarse como una misma medida de evolución.

El predominio de una categoría debe compararse con una referencia apropiada. En un ejemplo hipotético, si una categoría representa el veinte por ciento del gasto de un segmento y también el veinte por ciento del gasto de toda la base, existe presencia, pero no una concentración diferencial respecto de ese referente. Si en otro segmento representa el treinta por ciento, puede describirse una afinidad relativa mayor bajo esa medida. El cociente entre ambas proporciones sería 1.5. Este cálculo ilustra una comparación descriptiva; no determina motivos de compra ni el efecto que tendría una promoción.

Las proporciones, además, están vinculadas por su denominador. Si el gasto total se distribuye completamente entre categorías, el aumento de participación de una obliga a que disminuya la participación conjunta de las demás, aunque sus importes absolutos no caigan. Por ello, conviene acompañar las participaciones con magnitudes

cuando el problema lo requiera. Una categoría puede perder cuota dentro de una canasta y, al mismo tiempo, aumentar sus ventas absolutas. Confundir ambos planos conduciría a diagnósticos comerciales diferentes de lo que realmente describen las cifras.

El seguimiento de preferencias requiere distinguir permanencia de la clasificación y permanencia del comportamiento. Un cambio de nombre o de ubicación de productos dentro del catálogo puede modificar la categoría dominante sin que la persona haya cambiado lo que compra. Antes de interpretar migraciones, es necesario establecer correspondencias entre versiones de la taxonomía. Esa precaución resulta especialmente importante cuando la categoría Otros reúne productos heterogéneos: subdividirla puede mejorar la descripción, pero interrumpe la comparabilidad directa con períodos anteriores si no se conserva una equivalencia documentada.

También aparece el problema del final de observación. Un cliente que compra cerca del cierre del archivo todavía no ha tenido el mismo tiempo para repetir que otro registrado meses antes. La comparación de resultados futuros debe conceder períodos de seguimiento equivalentes o utilizar un método adecuado a esa diferencia. Esta necesidad puede explicarse como una condición de equidad analítica: no se puede atribuir falta de recompra a una persona que no tuvo oportunidad observable de realizarla dentro de la información disponible.

2.2.4. Valor del cliente, personalización y programas de fidelización

Fader et al. (2005) desarrollaron una relación formal entre RFM y valor de vida del cliente mediante modelos probabilísticos y evaluación sobre períodos reservados. Su contribución permite distinguir el resumen histórico de una estimación futura. El monto acumulado observado no es, por sí mismo, una medida de todo el valor que el cliente generará. La estimación requiere supuestos sobre comportamiento posterior y, cuando se pretende interpretar valor económico neto, una definición coherente de márgenes y costos.

Como expresión general didáctica, el valor futuro puede representarse mediante $CLV_i = \Sigma t\ E(margen_i t - costo_i t) / (1 + d)^t$, para un horizonte y una tasa de descuento explícitos. La fórmula solo define una lógica de evaluación; no determina qué modelo

debe utilizarse ni aporta una cifra para el caso. Tampoco presupone que existan datos suficientes de costos. Si la empresa solo dispone de importes de venta, el resultado debe denominarse de acuerdo con esa cobertura y no presentarse como rentabilidad neta.

El ejemplo hipotético de dos clientes con igual monto permite comprender la diferencia. Uno puede comprar productos de mayor margen y requerir pocos servicios adicionales, mientras otro puede generar devoluciones y costos de atención distintos. El historial de ventas agregado los muestra como equivalentes, pero una evaluación económica más completa podría diferenciarlos. La conclusión no consiste en privilegiar automáticamente a uno, sino en reconocer que la información necesaria depende del criterio de valor definido por la organización.

La segmentación puede ayudar a organizar el análisis económico, aunque también conviene evitar una circularidad: declarar valioso un grupo porque fue formado con gasto y luego presentar su mayor gasto como validación independiente. La comparación relevante debe aportar información adicional o considerar un período posterior. Para el estudio base, el CLV conserva el carácter de marco teórico y línea de ampliación, ya que el documento no comunica una estimación contrastada del valor futuro de los clientes del conjunto analizado.

Una propuesta personalizada relaciona una decisión comercial con información pertinente sobre el destinatario. En este libro se distingue la elección del contenido, el momento, el canal y la intensidad del contacto. El segmento puede aportar información para esas decisiones, pero no sustituye la comprobación de disponibilidad, consentimiento aplicable, historial de incidencias y capacidad operativa. El propósito no debe reducirse a maximizar envíos; consiste en formular una actuación cuya relevancia pueda justificarse y posteriormente evaluarse.

Tabla 6
Hipótesis de actuación asociadas a perfiles transaccionales

Perfil observado	Actuación que podría probarse	Qué evaluar
Compra reciente; afinidad por categoría	Seguimiento relacionado con el producto y su ciclo de uso	Relevancia, respuesta y costos del contacto.

Perfil observado	Actuación que podría probarse	Qué evaluar
Frecuencia sostenida; monto moderado	Beneficio de servicio o reconocimiento	Continuidad y valor adicional, no solo uso del beneficio.
Recencia elevada; historial significativo	Prueba limitada de reactivación	Recompra incremental y efectos no deseados.
Consumo diverso entre categorías	Comunicación basada en ocasión o selección de intereses	Utilidad percibida y pertinencia de la propuesta.

Nota. Propuestas hipotéticas de elaboración propia. No son campañas implementadas ni resultados de la tesis. No se asignan a identificadores concretos de sus clústeres.

La tabla presenta hipótesis de actuación, no recomendaciones universales ni resultados obtenidos. Un perfil con compras recientes y concentración en una categoría puede justificar probar una comunicación relacionada con esa categoría. Sin embargo, si el cliente acaba de adquirir un producto de reposición lenta, repetir inmediatamente la misma oferta podría carecer de sentido. La interpretación necesita relacionar la afinidad con el ciclo del producto y con el acontecimiento que motivó la compra. El modelo ayuda a priorizar preguntas, no a eliminar ese razonamiento.

La personalización también puede consistir en no intervenir. Un contacto innecesario consume atención y puede contradecir las preferencias declaradas por el cliente. Como propuesta de diseño, toda política debería incluir criterios de exclusión, límites de frecuencia y un mecanismo para detener comunicaciones. Estas reglas permiten que la organización aprenda de las respuestas sin asumir que el historial de compra otorga autorización ilimitada para cualquier uso de la información. La implementación normativa concreta requiere una revisión especializada del contexto y no se presume a partir del análisis de datos.

Un sistema de recomendaciones es una posible herramienta dentro de esta política, pero no equivale a la segmentación. La primera tarea prioriza artículos o contenidos para una situación; la segunda organiza observaciones en grupos. Ambas pueden combinarse o utilizarse de manera independiente. En el caso estudiado se documenta agrupamiento y caracterización por categorías, no un sistema de recomendación evaluado con resultados de interacción. Mantener la distinción evita describir como implementado un producto tecnológico que el documento solo permite imaginar como aplicación posterior.

Los programas de fidelización pueden articular beneficios, reconocimiento, servicios y reglas de participación. Su evaluación debe relacionar el diseño con la conducta y la experiencia que se pretende promover. El meta-análisis de Belli et al. (2022) respalda el interés por estudiar sus efectos, pero también muestra que estos varían según características del programa y de la industria. La implicación para una empresa no es copiar una estructura, sino formular una hipótesis sobre cómo un beneficio concreto puede resultar relevante para una población definida.

Como propuesta de análisis, conviene separar inscripción, uso, beneficio percibido y resultado empresarial. Una persona inscrita que no utiliza el programa no equivale a una participante activa. Una mayor utilización no implica necesariamente rentabilidad adicional. Un beneficio que aumenta transacciones puede afectar el margen si su costo no está considerado. Estas distinciones orientan un cuadro de indicadores que permita examinar el funcionamiento del programa sin convertir una cifra aislada en prueba de éxito.

El modelo RFMC puede contribuir a organizar beneficios por afinidad, aunque debe evitarse que la segmentación se convierta en una regla rígida de acceso sin revisión. Un comprador de baja actividad histórica podría ser nuevo o haber sido observado durante una ventana corta. También puede existir información incompleta. Por ello, se propone combinar el perfil con criterios transparentes de elegibilidad y mecanismos que permitan corregir errores de clasificación. Una etiqueta producida por el algoritmo no debería presentarse como una característica permanente de la persona.

La elección de beneficios puede organizarse alrededor de la necesidad que se pretende atender. Un servicio de reposición, una atención posventa clara o una selección de productos complementarios constituyen actuaciones distintas de un descuento. En un escenario hipotético, un grupo con compras recurrentes de una categoría podría beneficiarse de información oportuna sobre disponibilidad, mientras otro con adquisiciones ocasionales podría valorar una orientación para elegir. La segmentación describe a quién estudiar; la investigación de la experiencia ayuda a decidir qué propuesta merece probarse.

La evaluación económica de un beneficio debería evitar contar como ganancia

todo el ingreso observado entre sus usuarios. Algunas compras habrían ocurrido aun sin la actuación y ciertos costos se generan precisamente al ofrecerla. En un ejemplo didáctico, conceder un beneficio a cien clientes que ya iban a comprar puede aumentar el uso del programa sin producir ventas adicionales. La diferencia entre actividad observada y contribución incremental explica por qué un indicador de utilización no sustituye una evaluación del resultado comercial.

El diseño también requiere coherencia entre lo comunicado y lo que la organización puede cumplir. Una oferta adaptada a una categoría pierde pertinencia si no hay inventario, si el canal no permite utilizarla o si las condiciones son difíciles de comprender. Estas situaciones no se resuelven cambiando el algoritmo de agrupamiento. Como propuesta de implementación, conviene validar las reglas operativas antes de ampliar la automatización y conservar una vía para que el equipo comercial corrija un contacto claramente inadecuado.

La sostenibilidad requiere examinar tanto la operación como la relación. Un programa que no puede cumplir sus beneficios genera un problema distinto del de segmentación. Un catálogo de incentivos excesivamente complejo puede dificultar su comunicación y evaluación. Antes de añadir niveles o automatizaciones, resulta razonable comprobar si la organización puede explicar qué ofrece, a quién, bajo qué condiciones y con qué resultado esperado. Estas preguntas convierten el análisis en una base para el diseño y no en un sustituto de las responsabilidades comerciales.

2.2.5. Evaluación de estrategias comerciales y uso responsable de los datos

Lemmens et al. (2026) formalizan la personalización como un problema de inferencia causal dentro de un enfoque de experimentación y aprendizaje. Su revisión considera heterogeneidad de efectos, evaluación de políticas, limitaciones de datos y cuestiones éticas. Este antecedente reciente permite establecer una frontera central del libro: identificar a quienes tienen mayor probabilidad de comprar no es equivalente a identificar a quienes cambiarán su conducta por una intervención. La diferencia es decisiva para evaluar promociones y asignar recursos.

Como ejemplo estrictamente hipotético, una campaña puede alcanzar a

compradores que ya pensaban adquirir el producto. Su elevada respuesta observada no demuestra que la comunicación causó esas compras. Para evaluar el aporte se necesita un escenario de comparación. Cuando las condiciones lo permiten, una asignación aleatoria entre actuación y control puede ayudar a examinar diferencias, siempre que se definan antes la población, el resultado, el período y la unidad de asignación. Este ejemplo no representa un experimento ejecutado en la tesis.

Una expresión didáctica del efecto promedio en una comparación apropiada es $\Delta = \text{promedio}(Y \mid \text{actuación}) - \text{promedio}(Y \mid \text{control})$. La variable Y puede ser recompra durante el horizonte, margen por cliente u otro resultado previamente definido. La fórmula no garantiza identificación causal en cualquier conjunto: el diseño, las pérdidas de seguimiento, la contaminación entre grupos y la implementación condicionan su interpretación. Además, la magnitud debe acompañarse de incertidumbre y de una valoración práctica, no únicamente de una decisión sobre significancia.

Para contrastar dos segmentaciones como políticas comerciales podría formularse una evaluación de RFM frente a RFMC, manteniendo comparables presupuesto, elegibilidad y condiciones de contacto. El objetivo sería determinar si la información adicional cambia decisiones y produce un resultado relevante. Una mejora del índice interno de agrupamiento no responde por sí sola a esa pregunta. La evaluación comercial constituye una capa distinta, posterior a la construcción del modelo, y requiere observaciones que el documento original no presenta.

El seguimiento debería incluir también efectos no deseados: contactos excesivos, aumento de devoluciones, costos operativos o exclusiones problemáticas. Una actuación puede mejorar un resultado y deteriorar otro. Como propuesta de gobernanza, conviene definir de antemano qué deterioros serían inaceptables y cuándo se detendría la prueba. Aprender comercialmente no significa mantener toda intervención hasta obtener un resultado favorable, sino conservar reglas que permitan reconocer tanto beneficios como límites y consecuencias adversas.

La relación entre las dos variables del libro puede expresarse como una secuencia de niveles. Los datos permiten construir una representación; la representación sostiene una segmentación; la segmentación facilita interpretaciones y decisiones; las

actuaciones pueden producir resultados que deben medirse. En el estudio base se documentan principalmente los primeros niveles y se plantea la fidelización como horizonte. Esta integración es una propuesta conceptual del libro, no un modelo causal estimado ni una cadena de efectos confirmada empíricamente.

Tabla 7
Cadena conceptual entre segmentación y fidelización

Nivel	Resultado	Evidencia requerida
Representación	Variables del historial	Origen, definiciones y balance de datos.
Segmentación	Partición de observaciones	Configuración, métricas y estabilidad.
Interpretación	Perfiles y afinidades	Escalas originales, denominadores y contexto.
Actuación	Oferta o servicio diferenciado	Reglas, elegibilidad e implementación documentada.
Resultado relacional	Cambios de conducta o experiencia	Medición posterior y comparación apropiada.

Nota. Modelo conceptual propuesto en esta obra. Las relaciones no fueron estimadas causalmente en el estudio base.

La tabla distingue las evidencias necesarias para avanzar entre niveles. Su utilidad es impedir saltos de interpretación. Una mejora de representación puede ser valiosa aunque no se haya probado todavía una actuación. Una intervención puede ser prometedora aunque su efecto no esté establecido. Comunicar esos estados con precisión permite gestionar expectativas y definir el siguiente paso de investigación. La rigurosidad no exige negar el potencial de los resultados; exige separar ese potencial de las conclusiones ya sustentadas.

El componente humano es transversal. Los consumidores no deben ser reducidos a juicios sobre su personalidad, capacidad económica o emociones a partir de patrones de compra. La interpretación requiere considerar el contexto, reconocer errores posibles y permitir revisión. Como desarrollo aplicado del marco de gestión de riesgos de Tabassi (2023), se propone documentar responsables de cada decisión, limitar el uso de variables a finalidades justificadas y conservar registros que permitan examinar el funcionamiento del sistema. Esta propuesta organizativa no equivale a una certificación ética o legal.

La explicación de los resultados debe adaptarse a quienes los utilizarán. Un equipo comercial necesita comprender qué caracteriza al grupo, qué acción se plantea y qué no se sabe. Un equipo técnico necesita reconstruir datos, transformaciones y parámetros. La dirección necesita conocer resultados, incertidumbre y costos. Un informe que solo muestra indicadores de agrupamiento no satisface todas esas necesidades. Por ello, la comunicación forma parte del diseño del sistema y no es un añadido posterior a la ejecución del algoritmo.

Un ejercicio hipotético permite distinguir respuesta y efecto. Supóngase que se asignan aleatoriamente quinientos clientes a una comunicación y quinientos a un grupo de comparación, con seguimiento completo durante la misma ventana. Si compran cien personas en el primer grupo y sesenta en el segundo, las proporciones observadas serán veinte y doce por ciento. La diferencia será de ocho puntos porcentuales, equivalente a cuarenta compras adicionales por cada quinientos clientes bajo las condiciones del ejemplo. Esa estimación necesita acompañarse de incertidumbre; no equivale a una certeza sobre cada persona contactada.

El mismo ejercicio cambia si la asignación no fue comparable. Si el equipo seleccionó para la comunicación a los compradores más activos y dejó como control a los de menor actividad, la diferencia puede reflejar esa selección. La igualdad del número de clientes no resuelve el problema. La evaluación debe conservar información sobre cómo se eligieron los grupos, qué recibieron y si tuvieron oportunidades equivalentes de presentar el resultado. El ejemplo es una propuesta didáctica y no describe una prueba ejecutada en el estudio original.

Para comparar el uso comercial de RFM y RFMC, la unidad de evaluación debería ser la política que cada representación produce. Si ambas conducen a las mismas decisiones de contacto, su diferencia técnica no generará por sí sola una experiencia distinta para el cliente. Si conducen a decisiones diferentes, se vuelve posible estudiar si esas diferencias mejoran el resultado definido. Esta formulación conecta evaluación del modelo y evaluación de la gestión sin confundirlas: primero interesa comprobar que la información adicional cambia una decisión y luego examinar sus consecuencias.

Una ficha de seguimiento puede registrar cobertura de la actuación, entregas efectivas del mensaje, compras, devoluciones, incidencias y costos. Cada indicador debe relacionarse con una pregunta y con el período al que corresponde. También es útil definir reglas para suspender una prueba cuando aparecen problemas relevantes de servicio o uso de datos. El propósito no es acumular controles sin utilidad, sino conservar información suficiente para reconocer por qué una actuación funcionó, no funcionó o no pudo evaluarse adecuadamente.

Este capítulo ha mostrado que el comportamiento transaccional constituye una base útil, pero parcial, para estudiar la fidelización. La frecuencia, la recencia y el monto adquieren sentido cuando se relacionan con categorías, ventanas de observación y preguntas comerciales explícitas. La satisfacción, la confianza y los efectos de las intervenciones requieren evidencias propias. El siguiente capítulo reúne ambos planos mediante un caso aplicado: examina qué se construyó, qué resultados se comunicaron y hasta dónde permiten llegar las conclusiones del estudio.

CAPÍTULO III

CASO DE ESTUDIO: DEL MODELO RFM A LA SEGMENTACIÓN RFMC

El caso se reconstruye a partir de la tesis de Enriquez Maguiña (2026), cuyo propósito fue diseñar e implementar un modelo mejorado de segmentación para comprender el comportamiento del cliente con orientación a su fidelización. La exposición conserva las operaciones y los resultados comunicados, pero distingue las diferentes etapas del análisis y señala los aspectos que el documento no permite resolver. No se recibió la base transaccional utilizada ni un cuaderno ejecutable completo; por tanto, este capítulo es una reconstrucción documental y no una reproducción independiente del experimento.

3.1. CONTEXTO, PROBLEMA Y DISEÑO METODOLÓGICO DE LA INVESTIGACIÓN

La investigación parte de una dificultad comercial reconocible: disponer de información sobre compras sin aprovechar suficientemente las diferencias entre compradores. El planteamiento propone incorporar nuevos parámetros a la segmentación para identificar preferencias con mayor detalle. La categoría de producto se convierte en el elemento de ampliación de una representación basada en recencia, frecuencia y monto. El objetivo declarado relaciona esa mejora con la fidelización, aunque el desarrollo empírico se concentra en agrupamiento y caracterización de datos históricos (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 4–5 y 13–14).

La lógica del estudio se organizó alrededor de tres objetivos específicos: analizar nuevos parámetros, desarrollar la propuesta de segmentación y comparar sus resultados con el modelo de referencia. La categoría de producto fue el parámetro seleccionado para ampliar la descripción de los compradores. La hipótesis general vinculó esa propuesta con la predicción del comportamiento para la fidelización, mientras las específicas se concentraron en identificación de preferencias y comparación de

modelos. Estas formulaciones expresan el propósito original y deben distinguirse del alcance de los resultados efectivamente presentados (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 13–14).

La pregunta aplicada puede reformularse, sin alterar su orientación, de la siguiente manera: ¿qué cambia en la segmentación cuando, además de cuánto y cuándo compra un cliente, se incorpora información sobre las categorías adquiridas? Esta formulación conserva el núcleo del trabajo y permite interpretar sus resultados sin exigirles demostrar efectos que no fueron medidos. La fidelización se mantiene como finalidad potencial de uso de los perfiles y no como un resultado posterior comprobado mediante una campaña.

El contexto de la investigación académica y el contexto de los datos deben distinguirse. El documento fue presentado en Lima, pero sus resultados señalan que se seleccionó un conjunto transaccional relacionado con el trabajo de Chen et al. (2012). La localización de la universidad no convierte automáticamente los registros en observaciones de consumidores peruanos. Esta precisión delimita la transferencia del caso: puede ofrecer una experiencia metodológica para el retail, pero no demuestra por sí sola cómo se comporta la clientela de una empresa local específica.

El aporte del caso se examina en tres planos: la pertinencia de incorporar categorías, la construcción de una representación analítica y la comparación de sus particiones. Su interpretación requiere conservar también los intentos que no mejoraron las métricas. La variante RFMC inicial forma parte del aprendizaje documentado; omitirla produciría una narración incompleta del proceso y dificultaría comprender por qué se recurrió posteriormente a componentes principales.

La investigación se presenta como aplicada y cuantitativa, de nivel descriptivo y diseño no experimental. Su propósito fue utilizar herramientas de aprendizaje automático para estudiar patrones de compra sin introducir una intervención experimental sobre los clientes. Esta caracterización reproduce la declaración metodológica de la tesis; el desarrollo empírico se analiza a continuación a partir de los registros históricos y resultados que contiene el documento (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 26–27).

3.2. POBLACIÓN, DATOS, VARIABLES Y PROCEDIMIENTOS DE PREPARACIÓN

La tesis declara un estudio aplicado, cuantitativo, de nivel descriptivo y diseño no experimental. En la sección metodológica estima una población de aproximadamente 800 000 registros y calcula una muestra de 384 participantes. Sin embargo, el capítulo de resultados trabaja con un conjunto de tamaño diferente y describe un procesamiento amplio de registros transaccionales. Ambas formulaciones se conservan como información del documento; no se presenta el cálculo muestral como si explicara de manera comprobada el tamaño final utilizado (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 26–28 y 35–40).

Los campos descritos para el procesamiento fueron Factura, CodigoStock, Descripción, Cantidad, FechaFactura, Precio, ID Cliente, País y Categoría. La factura identifica una operación que puede contener varios productos y, por ello, múltiples líneas. El código de stock y la descripción se refieren al artículo; cantidad y precio permiten examinar su dimensión económica; la fecha aporta la referencia temporal; el identificador del cliente permite reunir su historial. País y categoría agregan descriptores de contexto y clasificación. Esta descripción corresponde al archivo presentado en la tesis, no a una base nueva construida para el libro (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 35–37).

La taxonomía utilizada incluyó diez denominaciones: Bolsos y Accesorios, Cocina, Hogar, Iluminación, Juguetes, Moda y Joyería, Otros, Papelería, Regalos y Decoración y Vajilla. El análisis exploratorio comparó precio, cantidad y venta entre categorías y recurrió a escalas logarítmicas para facilitar la lectura de distribuciones con valores extremos. La categoría Otros recibió especial atención por reunir productos heterogéneos y presentar una participación importante en las visualizaciones. La tesis propuso revisar su clasificación, sin documentar una reclasificación completa que permita tratarla como una operación ya realizada (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 41–46).

En los estadísticos descriptivos de las líneas de compra se informó una cantidad media aproximada de 10.84 unidades y una mediana de 3; para el precio se comunicaron una media aproximada de 3.35 y una mediana de 2.10. Los máximos reportados fueron 80 995 unidades y 8 142.75 para precio. Se mantienen las unidades

tal como aparecen en el documento, sin atribuir una moneda distinta ni convertir las líneas en clientes. La separación entre media y mediana motivó la atención a las colas de las distribuciones, pero no permite identificar por sí misma cuáles observaciones serían errores (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 37–39).

Como contraste documental externo, los metadatos oficiales de Online Retail describen 541 909 registros y un período del 1 de diciembre de 2010 al 9 de diciembre de 2011. Online Retail II comprende 1 067 371 registros, del 1 de diciembre de 2009 al 9 de diciembre de 2011, en una empresa británica de venta en línea (D. Chen, 2012, 2015). La tesis incluye una descripción temporal semejante a la primera base, pero su tabla de ejemplo contiene operaciones de diciembre de 2009 y comunica un conteo distinto de ambos archivos originales.

La información disponible es compatible con la posibilidad de una extracción o depuración previa, pero no permite establecer qué versión exacta se utilizó ni qué operaciones condujeron al total mostrado. Por ello, no se sustituye el nombre de la base ni se atribuye retrospectivamente una procedencia definitiva. Para resolver el punto se necesita el archivo original empleado, su versión, la hoja o intervalo seleccionado y el registro de filtros anteriores a la primera figura de resultados.

Tabla 8
Cifras y decisiones documentales que requieren conciliación

Elemento	Información de la tesis	Estado de revisión
Población y muestra	Aproximadamente 800 000 registros; muestra calculada de 384 participantes	No se documenta su correspondencia con el conjunto procesado.
Registros iniciales	962 709	Valor comunicado en resultados; extracción previa no precisada.
Identificadores nulos	229 001	No concuerda con el balance comunicado.
Registros después de depurar	742 248	Valor reportado; no debe denominarse número de clientes únicos.
Resta de cifras publicadas	962 709 − 229 001 = 733 708	Cálculo editorial de control, no recuento nuevo del archivo.
Categoría de producto	Noveno atributo de la base empleada	Reglas de construcción pendientes de documentar.

Nota. Fuente: Enriquez Maguiña (2026, pp. 27–28 y 35–40). Se conservan las cifras reportadas. La resta es un control aritmético realizado para esta revisión.

La discrepancia de conteos es aritméticamente verificable: 962 709 menos 229 001 resulta en 733 708, no en 742 248. A su vez, la figura de información general muestra 742 248 identificadores no nulos, diferencia que implicaría otro número de ausencias respecto al total inicial. Este libro no decide cuál es el conteo correcto; identifica que las cifras comunicadas no pueden describir simultáneamente la misma operación de eliminación. La cantidad final de clientes únicos tampoco se establece a partir del total de líneas de factura.

La categoría aparece como noveno atributo en la tesis, mientras los esquemas originales de UCI describen ocho campos y no incluyen esa clasificación de producto. El valor analítico de la nueva variable depende de conocer cómo se construyó. Sin una taxonomía y reglas de asignación verificables, no puede determinarse si las diferencias de los perfiles provienen de hábitos de compra, decisiones de clasificación o una combinación de ambas. Esta limitación debe formar parte del alcance del caso.

La variable independiente corresponde al modelo mejorado de segmentación, con dimensiones de requerimientos, desarrollo y comparación. La variable dependiente se refiere al comportamiento del cliente para su fidelización, observado mediante frecuencia, monto y recencia. La operacionalización principal y la matriz de consistencia no presentan exactamente el mismo nivel de detalle; esta reconstrucción utiliza la primera como referencia organizadora porque contiene las dimensiones empleadas en el desarrollo de resultados (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 29–30 y 125).

El documento muestra inicialmente registros por cliente y categoría. En la tabla de resultados de agrupamiento, un mismo identificador aparece en distintas categorías y puede recibir etiquetas diferentes. Más adelante se reconoce la necesidad de representar una sola vez a cada comprador para la comparación RFM–RFMC. Este paso modifica la unidad de análisis y debe mantenerse visible, porque las métricas y perfiles de una tabla cliente–categoría no son directamente equivalentes a los de una tabla de clientes únicos (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 70–71 y 93–95).

La agregación comunicada utiliza monto total, frecuencia y recencia. No

obstante, la descripción de frecuencia requiere revisión, especialmente cuando un valor global se repite en varias filas por categoría. Sumarlo sin verificar su construcción puede contar varias veces el mismo historial. La definición didáctica del capítulo primero, basada en facturas distintas, se propone como criterio para una revisión futura y no como una corrección que ya se haya aplicado al estudio original.

La unidad final también condiciona las interpretaciones. Si el resultado corresponde a clientes únicos, una proporción de categorías debe explicar cómo se construyó para cada persona. Si corresponde a relaciones cliente–categoría, una barra puede contar combinaciones y no personas. Estas diferencias afectan denominadores, tamaños de grupo y comparaciones. Un informe reproducible necesita que cada tabla declare explícitamente su unidad y que las denominaciones de sus ejes sean consistentes con ella.

El procesamiento descrito comienza con la revisión de atributos, la identificación de valores faltantes y la exploración de precio, cantidad y venta por categoría. El documento comunica la eliminación de registros sin identificación del cliente, aunque los conteos deben conciliarse como se explicó anteriormente. Posteriormente se examinan distribuciones asimétricas y valores extremos, se presentan transformaciones logarítmicas y Box–Cox y se utiliza estandarización antes del agrupamiento (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 35–62).

Los resultados gráficos muestran diferencias importantes entre escalas originales y transformadas. La tesis describe cambios hacia formas más simétricas, especialmente en monto y frecuencia, y reconoce que la recencia conserva una forma irregular después de algunas transformaciones. Estos resultados se presentan como cambios de representación. No permiten afirmar, solo por inspección de histogramas, que se verificaron todos los supuestos estadísticos mencionados en las conclusiones originales ni que la transformación garantiza una mejora de predicción.

La denominación “regresión logarítmica” utilizada en distintos pasajes requiere una precisión explícita. Los procedimientos visibles corresponden a transformaciones de variables dentro de un proceso de segmentación; el documento no presenta en ese recorrido una regresión predictiva estimada con variable objetivo, coeficientes y

evaluación fuera de muestra. En esta reconstrucción se emplean, por ello, las expresiones “transformación logarítmica” y “transformación Box–Cox”, indicando la diferencia respecto a la terminología del texto base.

La exclusión del 5 % superior de monto dentro de cada clúster se utiliza para un análisis de compradores denominados normales o no VIP. Se trata de una subpoblación definida por una regla relativa al grupo, no de una comprobación de errores en los registros ni de una eliminación necesaria para toda evaluación. Los perfiles resultantes deben interpretarse dentro de ese subconjunto. No corresponde generalizarlos automáticamente a toda la base o afirmar que describen mejor a cada cliente que la información completa.

3.3. CONSTRUCCIÓN DE LOS MODELOS RFM Y RFMC MEDIANTE K-MEANS Y COMPONENTES PRINCIPALES

La tesis utiliza el método del codo y el coeficiente de silueta para justificar una solución de cinco clústeres en una etapa inicial. Comunica valores de silueta de 0.2715 para cuatro grupos y 0.2739 para cinco. La diferencia favorece ligeramente a la segunda solución dentro de la comparación presentada, pero no demuestra por sí sola una mejora sustantiva ni estabilidad frente a otras ejecuciones. Posteriormente se informa una configuración con cinco grupos, un máximo de cincuenta iteraciones y semilla aleatoria 42 (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 64–68).

La reasignación de etiquetas constituye una operación de presentación posterior al agrupamiento inicial. La tesis calculó el promedio de monto por clúster, ordenó esos promedios y construyó una correspondencia entre las etiquetas originales y las nuevas. Bajo ese orden, cero representó el menor gasto medio y cuatro el mayor en aquella ejecución. No se cambió por ello la composición de los grupos. Esta distinción es importante para comprender que la numeración facilita la lectura, pero no constituye una variable de comportamiento ni una escala general de fidelidad (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 68–70).

Tabla 9
Resultados reportados para la selección inicial de K

Número de clústeres	Silueta reportada	Etapa
4	0.2715	Selección inicial
5	0.2739	Selección inicial; K elegido

Nota. Fuente: Enriquez Maguiña (2026, p. 67, tabla 7). No son los valores de la comparación final de modelos.

Las etiquetas se reordenan según el monto promedio para facilitar la interpretación. El procedimiento permite presentar una secuencia de menor a mayor gasto en esa etapa. La tesis examina después distribuciones de monto, frecuencia y recencia por grupo, y desarrolla un análisis específico de compradores no VIP. Estas operaciones aportan descripciones internas de la partición y ofrecen una base para formular posibles acciones comerciales, siempre que se conserven las escalas y la población sobre las que fueron calculadas.

Los valores de esta selección inicial no deben mezclarse con los de la comparación final a nivel de clientes agregados. La silueta de 0.2739 y la posterior de 0.3470 pertenecen a momentos diferentes del desarrollo documentado. Sin el cuaderno completo no puede atribuirse su diferencia a una sola decisión de procesamiento. Presentarlas como una serie homogénea de mejoras omitiría cambios de unidad y de representación que el propio documento describe.

La semilla fija ayuda a reconstruir una ejecución bajo determinadas condiciones, pero no equivale a una prueba de robustez. Para esa finalidad se necesitaría analizar resultados con otras inicializaciones, muestras o ventanas y comunicar su variabilidad. La tesis propone ese tipo de evaluación en su discusión, por lo que se conserva como una necesidad posterior. El caso no se presenta como si dichas pruebas hubieran sido realizadas y superadas.

La ampliación RFMC añade información sobre las categorías de productos. En la comparación inicial se define la categoría más relevante mediante el gasto por comprador y se obtiene una representación ampliada. Sus métricas internas resultan menos favorables que las de RFM: la silueta disminuye y Davies–Bouldin aumenta. Este resultado es importante porque muestra que agregar información sin revisar su representación no garantiza mejores agrupaciones. La tesis lo utiliza como punto de partida para una variante posterior (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 94–96).

La segunda variante aplica componentes principales al bloque de categorías transformadas numéricamente. El documento indica tres componentes, que luego se combinan con variables RFM sometidas a Box–Cox. Además, se utiliza una proyección de dos dimensiones con finalidad visual. Debe distinguirse este segundo PCA de la reducción incorporada a los atributos del modelo. Una figura bidimensional ayuda a observar la partición, pero no informa por sí sola cuánta estructura se conserva del espacio completo.

La codificación de categorías no queda especificada de forma completamente reproducible: el texto menciona alternativas como variables indicadoras o proporciones. Tampoco se comunica de manera suficiente la varianza explicada de los tres componentes ni una descripción completa del peso relativo de los bloques. Por ello, esta reconstrucción conserva lo declarado y evita seleccionar una de las alternativas como si estuviera probada. Para una réplica se necesitan la matriz final, la secuencia exacta de transformación y los parámetros persistidos.

La aportación documentada consiste en reconocer un problema de representación y ensayar una forma de reducir su complejidad. No demuestra que PCA sea obligatorio para todo RFMC ni que tres componentes constituyan una regla general. La solución debe leerse como una decisión del caso y examinarse mediante sus resultados y limitaciones. Su transferencia requiere repetir la evaluación sobre datos adecuados al nuevo contexto.

3.4. RESULTADOS COMPARATIVOS, PERFILES DE COMPRA Y CONTRASTACIÓN DE HIPÓTESIS

Las figuras de comparación de la tesis permiten reconstruir tres resultados: RFM, RFMC inicial y RFMC con PCA. La tabla siguiente conserva los valores comunicados. No se recalcularon con una base transaccional, por lo que representan resultados reportados por el autor. Las denominaciones se utilizan para separar etapas y evitar que la variante inicial y la mejorada aparezcan como una misma implementación (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 95–98).

En la interpretación original, el autor consideró que las diferencias estadísticas y

visuales respaldaban sus hipótesis y que la inclusión de categorías favorecía la identificación de preferencias. Esa conclusión se apoyó en la transformación de variables, la tabla ANOVA de precio y cantidad, las pruebas por categoría y las comparaciones gráficas. El libro conserva esa posición como interpretación de la investigación de base, a la vez que separa cada evidencia para examinar qué pregunta responde. No se presentan las observaciones metodológicas de esta adaptación como si fueran nuevos resultados empíricos (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 103–116).

La primera hipótesis específica se relacionó con el uso de nuevos parámetros para identificar preferencias. La segunda se vinculó con la demostración del modelo y las transformaciones de variables. La tercera examinó la comparación entre representaciones. En los tres casos, el objeto práctico fue comprender diferencias del historial de compra. Para afirmar una mejora de fidelización sería necesario añadir una actuación y resultados posteriores. Por ello, la exposición distingue la contribución descriptiva que el autor atribuye a su propuesta de la evidencia adicional requerida para sostener una conclusión predictiva o causal.

Tabla 10
Comparación de los indicadores internos reportados para RFM y RFMC

Modelo	Silueta ↑	Davies–Bouldin ↓	Interpretación
RFM	0.3470	0.8675	Referencia de comparación
RFMC inicial	0.1409	2.3122	Indicadores menos favorables
RFMC + PCA	0.3508	0.8768	Silueta algo mayor; DB algo peor que RFM

Nota. Fuente: Enriquez Maguiña (2026, pp. 95 y 97, figuras 52–53). ↑: mayor es favorable; ↓: menor es favorable. Valores transcritos de resultados reportados en la tesis, no recalculados. No se acredita significancia estadística de las diferencias.

La incorporación inicial de categorías se acompaña de una silueta de 0.1409 y un Davies–Bouldin de 2.3122, frente a 0.3470 y 0.8675 en RFM. La variante con PCA comunica 0.3508 y 0.8768. El cálculo aritmético a partir de estos valores muestra una diferencia de silueta de +0.0038 y una diferencia de Davies–Bouldin de +0.0093 respecto a RFM. La primera es favorable según su dirección; la segunda es desfavorable, porque en ese índice un valor menor es preferible.

En consecuencia, la conclusión comparativa debe ser matizada. La variante con

PCA recupera valores internos próximos a RFM y presenta una mejora leve en silueta, pero no una superioridad uniforme en los dos indicadores. Tampoco se dispone de intervalos, remuestreo o contraste apropiado que permita denominar estadísticamente significativa a esa diferencia. El mayor contenido descriptivo sobre categorías puede ser una ventaja interpretativa, aunque su efecto comercial no queda determinado por esos índices.

La comparación también está condicionada por la representación de cada modelo. Si los índices fueron calculados sobre espacios distintos, parte de la diferencia puede relacionarse con la geometría agregada. El documento no ofrece toda la información necesaria para separar esos componentes. Por ello, se propone una evaluación posterior con población común, definición estable de distancias y criterios externos compartidos. La propuesta no modifica los valores originales ni constituye una prueba adicional realizada en este libro.

El resultado más sólido de esta comparación es que el enriquecimiento necesita diseño y evaluación. La variante inicial muestra un deterioro interno y la reducción de dimensionalidad modifica ese desempeño. Esta secuencia permite discutir una cuestión general sin convertirla en una garantía: la utilidad de una nueva variable depende de cómo se representa y de qué criterio se usa para juzgar la segmentación.

En los análisis iniciales, la tesis describe grupos con diferentes niveles de monto, frecuencia y recencia. El clúster de mayor gasto aparece asociado a mayor frecuencia y actividad más reciente, mientras otros muestran menor actividad o recencias elevadas. Esas descripciones pertenecen a una etapa con etiquetas reordenadas y a análisis que en algunos casos excluyen el tramo superior de gasto. No deben trasladarse automáticamente a los identificadores de la partición RFMC final (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 74–85).

Los gráficos por categoría se presentan como una forma de vincular perfiles con productos adquiridos. Sin embargo, las figuras de frecuencia, mayor monto y compras recientes requieren una revisión de sus ejes y agregaciones: las imágenes reproducidas muestran patrones muy semejantes y ejes de conteo, mientras las explicaciones atribuyen significados distintos. Esta reconstrucción no convierte esas barras en cifras

monetarias ni las utiliza para calcular rentabilidad por categoría. Antes de hacerlo sería necesario verificar qué agrupación generó cada imagen.

El mapa de calor de la figura 55 ofrece otro ejemplo de discrepancia interna. En el clúster 1, la imagen ubica 0.19 en Regalos y Decoración y 0.17 en Otros; el texto posterior atribuye este último valor a Moda y Joyería. Ambas evidencias se consignan como una inconsistencia entre figura y explicación, pendiente de confirmar con la matriz que produjo el gráfico (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 101–102). No se reasigna silenciosamente el valor ni se construye sobre él una recomendación comercial específica.

La información disponible sí permite conservar la intención analítica: examinar si la distribución de categorías cambia entre grupos y si esa diferencia enriquece su descripción. Para convertirla en un perfil accionable deben aclararse denominadores, versión del modelo y persistencia de las diferencias. Una proporción de 0.19 no demuestra que la mayoría del grupo compre exclusivamente en esa categoría, y una afinidad observada no autoriza inferencias sobre motivos emocionales o nivel socioeconómico.

La tesis incluye una tabla ANOVA sobre precio y cantidad con tres grados de libertad entre grupos, lo que corresponde a cuatro clústeres, mientras otras secciones desarrollan una solución de cinco. La tabla comunica 962 705 grados de libertad del error, además de valores F elevados y significancia mostrada como .000. Esta evaluación no puede tratarse sin más como la prueba del modelo final RFM–RFMC, porque presenta otra estructura y un tamaño asociado a registros, no una documentación completa de clientes únicos (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 103–105).

Tabla 11
Estadísticos de la tabla ANOVA comunicada en la tesis

Variable	gl entre	gl error	F reportado	Sig. mostrada
Precio	3	962 705	824 645.056	.000
Cantidad	3	962 705	2 762 037.174	.000

Nota. Fuente: Enriquez Maguiña (2026, p. 103, tabla 10). Los tres grados de libertad entre grupos corresponden a cuatro clústeres. La salida .000 es una presentación redondeada, no probabilidad cero. No se interpreta como validación independiente de fidelización.

Además del problema de correspondencia, existe un límite de interpretación. Cuando los grupos se obtienen a partir de las mismas variables examinadas, la tabla ANOVA de K-means tiene un sentido descriptivo y no constituye automáticamente un contraste confirmatorio independiente; IBM (s. f.) advierte expresamente esa limitación. Por tanto, no resulta suficiente para afirmar que el modelo predice comportamiento futuro ni que mejora la fidelización. Esas afirmaciones requieren resultados externos, temporalidad definida y una evaluación acorde con el objetivo.

El documento informa asimismo una prueba de Kruskal–Wallis sobre distribuciones de precios entre categorías, con $H = 51.62$ y $p = 5.32 \times 10^{-8}$. Ese resultado se conserva como prueba reportada y debe distinguirse de otros contrastes sobre monto, frecuencia y recencia que aparecen antes en la tesis. No demuestra por sí mismo que las preferencias futuras se predigan mejor. Del mismo modo, una salida mostrada como 0.000 representa redondeo del programa y no un valor de probabilidad literalmente nulo (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 47–48 y 106–108).

Tabla 12
Correspondencia entre preguntas y alcance de la evidencia del caso

Pregunta	Qué comunica el documento	Qué no queda establecido
¿Las categorías enriquecen la descripción?	Análisis por categorías y perfiles de agrupamiento	Persistencia futura de las afinidades.
¿RFMC mejora todos los indicadores?	Silueta final algo mayor y DB algo mayor que RFM	Superioridad uniforme o significativa.
¿Predice compras futuras?	Segmentación sobre historial transaccional	Evaluación predictiva con horizonte y datos futuros.
¿Mejora la fidelización?	Propuestas de aplicación comercial	Efecto medido en retención, satisfacción o recompra.
¿Es reproducible con el documento?	Figuras, parámetros parciales y resultados reportados	Reconstrucción completa sin base ni cuaderno ejecutable.

Nota. Síntesis crítica de elaboración propia a partir de Enriquez Maguiña (2026, pp. 93–117). Distingue contribución, alcance y evidencia pendiente.

3.5. DISCUSIÓN DE RESULTADOS, LIMITACIONES E IMPLICACIONES PRÁCTICAS

La discusión ampliada propone reconocer un aporte descriptivo con potencial de

aplicación: las categorías pueden enriquecer la lectura comercial de los grupos, y su representación influye en el desempeño interno del modelo. No se cuenta, en cambio, con evidencia documentada de incremento de recompra, reducción de abandono, mejora de satisfacción o aumento de margen después de una intervención. La mención metodológica de comparaciones antes y después no se acompaña de una evaluación de esos resultados que permita sostener tales efectos.

La discusión con los antecedentes permite reconocer coincidencias y diferencias. Chen et al. (2012) vinculan RFM y agrupamiento con recomendaciones comerciales; Griva et al. (2022) enfatizan el contexto y la unidad de análisis; Ho et al. (2023) muestran que una ampliación puede incorporar dimensiones diferentes de la actividad transaccional. El caso aquí estudiado participa de esa búsqueda de representaciones más informativas, pero su contribución debe formularse en relación con la categoría de producto y con sus propias condiciones de documentación. Compartir técnicas con otros trabajos no implica reproducir sus resultados ni heredar su validez.

Desde el plano de gestión, el caso sugiere una secuencia de implementación gradual. Primero se requiere una segmentación que el equipo pueda explicar; después, una decisión comercial concreta asociada a los perfiles; finalmente, una evaluación que permita revisar esa decisión. Esta secuencia no exige que la primera versión contenga todas las fuentes posibles. Exige que cada ampliación responda a una necesidad definida y que su costo técnico y operativo pueda justificarse. El alcance de la tesis ofrece una base para esa discusión, pero no sustituye la validación en la empresa donde se pretenda aplicar.

Esta delimitación no invalida el interés del trabajo. Lo sitúa en el nivel de evidencia que efectivamente comunica y permite convertir sus limitaciones en un programa de investigación. El libro evita aceptar o rechazar hipótesis nuevas sobre datos no disponibles y no reconstruye cifras que el documento no proporciona. La ampliación consiste en explicar mejor las condiciones del análisis, no en fabricar resultados que resuelvan sus vacíos.

El principal uso inmediato del caso es metodológico: ofrecer una experiencia de construcción de perfiles de compra que integre intensidad y categorías. Para una

empresa interesada en aplicarlo, el primer paso no sería copiar etiquetas, sino verificar sus propios datos y decidir qué problema busca resolver. La transferencia necesita una taxonomía adecuada, una unidad consistente y una ventana temporal que corresponda a sus operaciones. Ninguna de estas condiciones se obtiene automáticamente por utilizar el mismo nombre RFMC.

Como agenda de validación se propone comenzar por la trazabilidad. Deben conciliarse los conteos de filas, precisarse el origen y el período de los datos y recuperar el criterio de asignación de categorías. Después corresponde verificar el número de clientes únicos y las reglas de recencia, frecuencia y monto. Estos pasos son prioritarios porque afectan el significado de todos los resultados posteriores. Mejorar una métrica antes de resolverlos podría optimizar una representación cuya interpretación sigue siendo ambigua.

Una segunda etapa debería comparar modelos bajo condiciones documentadas: población común, transformaciones persistidas, definición exacta de categorías y varias ejecuciones. La evaluación puede incorporar estabilidad de etiquetas y perfiles, sensibilidad al peso del bloque categórico y análisis de grupos minoritarios. El objetivo sería establecer si la información adicional produce una segmentación consistente y comprensible. Estas actividades se presentan como propuestas para una réplica y no como una ampliación empírica ya realizada.

La tercera etapa requiere diseñar una actuación comercial. Debe definirse qué oferta o servicio cambia gracias a los segmentos, qué clientes son elegibles, qué resultado se observará y qué comparación permitirá evaluar su contribución. La evidencia reciente sobre personalización y experimentación refuerza la necesidad de separar propensión de compra y efecto de intervención (Lemmens et al., 2026). El resultado comercial no debe inferirse retrospectivamente a partir de la separación geométrica de los grupos.

Tabla 13
Agenda propuesta de validación y transferencia

Etapa	Producto verificable	Criterio de avance

Etapa	Producto verificable	Criterio de avance
Trazabilidad	Base identificada, taxonomía y balance de registros	Conteos y reglas conciliados.
Reconstrucción	Variables, transformaciones y configuración persistidas	Proceso ejecutable con la misma unidad de análisis.
Comparación	Resultados de varias ejecuciones y perfiles	Estabilidad, interpretación y comparación documentadas.
Aplicación comercial	Protocolo de actuación y evaluación	Resultado, horizonte y comparación definidos.
Seguimiento	Historial de versiones y resultados	Revisión periódica y reglas de corrección.

Nota. Agenda metodológica propuesta en esta obra; no representa procedimientos ejecutados en la tesis.

Por último, el seguimiento debe conservar la posibilidad de revisar el sistema. Una partición puede perder pertinencia cuando cambian el catálogo, los canales o la población observada. El reentrenamiento no debería ejecutarse sin documentar sus consecuencias: tamaños de segmento, nuevas asignaciones, estabilidad y efectos sobre las políticas utilizadas. La investigación original reconoce la necesidad de actualización y de gobierno de datos; el libro desarrolla esa orientación como parte de una práctica analítica responsable (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 115–117).

El caso permite cerrar el recorrido con una idea central: el valor del modelo no reside en presentar una mejora total que los datos no muestran, sino en explicar qué información añade, cómo modifica la representación y qué decisiones merecen una evaluación posterior. La segmentación RFMC adquiere sentido cuando se integra a una cadena de evidencia que conserva su procedencia, reconoce incertidumbres y evita confundir potencial comercial con eficacia demostrada.

REFLEXIONES FINALES

El desarrollo del libro permite comprender la segmentación como una forma de organizar conocimiento sobre el cliente y no como una clasificación definitiva de las personas. La combinación de recencia, frecuencia y monto constituye una representación útil del historial, pero su alcance depende de la manera en que se definan operaciones válidas, fechas y unidades de observación. La precisión del algoritmo no elimina esas decisiones previas. Una implementación rigurosa empieza por distinguir una factura de una línea de factura y un comprador de sus múltiples relaciones con categorías. Esa tarea puede parecer elemental, pero determina qué fenómeno se está modelando.

La incorporación de categorías aporta una pregunta adicional: qué se compra. Su interés no está en agregar una letra al nombre del modelo, sino en conservar información que una representación exclusivamente transaccional agregada puede omitir. Dos clientes con igual RFM pueden presentar composiciones distintas de consumo. Al mismo tiempo, una categoría dominante no resume necesariamente toda su diversidad y un vector de proporciones modifica la geometría del agrupamiento. La elección requiere una finalidad comercial explícita. El enriquecimiento de un modelo debe justificarse por su capacidad de responder una pregunta relevante y no por el número de variables incorporadas.

Los antecedentes revisados muestran distintas formas de ampliar la representación: demografía, ocasión de compra, regularidad, composición y explicaciones de los perfiles. La conclusión editorial no es que una de esas dimensiones deba utilizarse siempre. Es que el diseño necesita conservar correspondencia entre problema, información, representación y evaluación. La literatura reciente amplía las posibilidades de análisis, pero no convierte sus resultados en garantías transferibles a

cualquier organización. La elección de un modelo continúa requiriendo evidencia contextual y una comparación que permita reconocer tanto ventajas como costos de complejidad.

El caso de estudio aporta una secuencia especialmente ilustrativa. La primera incorporación de categorías presenta indicadores internos menos favorables que RFM. La variante con componentes principales recupera resultados próximos y mejora ligeramente la silueta, mientras Davies–Bouldin permanece algo por encima del modelo de referencia. Estos valores, conservados de la tesis, no autorizan una afirmación de superioridad uniforme (Enriquez Maguiña, 2026, pp. 95–98). Su interés consiste en mostrar que la representación de los atributos importa y que una ampliación necesita evaluación. La discrepancia entre métricas forma parte del resultado y no debe desaparecer de la narración.

También resulta necesario reconocer las limitaciones documentales. Los conteos de registros, la procedencia precisa del archivo, la construcción de categorías y la relación entre algunas etapas de agregación requieren confirmación. Estas cuestiones no se resuelven mediante paráfrasis ni ampliando la bibliografía. Se resuelven recuperando evidencias del procesamiento original. Por ello, la transformación editorial de la investigación no sustituye una auditoría de sus datos. El libro conserva esas diferencias de manera visible y evita presentar como comprobada una reconciliación que no puede realizarse con el documento disponible.

La fidelización exige una lectura que supera la segmentación. Las compras describen conducta observada, mientras la satisfacción, la confianza y la recomendación requieren información apropiada a cada constructo. Una mayor frecuencia no demuestra por sí sola una actitud favorable, y un importe elevado no equivale automáticamente a rentabilidad. El marco relacional desarrollado en el segundo capítulo permite comprender por qué esos conceptos deben conectarse sin confundirse. La utilidad del modelo consiste en apoyar preguntas y decisiones; no en reemplazar todas las dimensiones de la relación comercial por una etiqueta calculada.

La evaluación de actuaciones constituye, en ese sentido, una frontera decisiva. Identificar un perfil con alta probabilidad de compra no equivale a demostrar que una

promoción cambiará su conducta. Una política de fidelización necesita resultados definidos, períodos comparables y una estrategia de evaluación acorde con la afirmación que se busca sostener. La investigación de base mantiene esa aplicación como horizonte, pero no documenta incrementos de retención o satisfacción posteriores a una intervención. Reconocerlo permite formular el paso siguiente sin atribuir al caso una evidencia causal o predictiva que no comunica.

Desde una perspectiva profesional, el libro propone valorar la capacidad de revisión. Un sistema útil debe permitir reconstruir por qué se generó un segmento, qué datos lo describen y bajo qué condiciones sería necesario actualizarlo. Las versiones, los diccionarios de variables y las fichas de interpretación no son elementos administrativos secundarios. Constituyen parte de la calidad del conocimiento producido. También facilitan que las personas responsables de la operación cuestionen una recomendación cuando conocen una circunstancia no capturada por el modelo.

El uso responsable de los datos demanda la misma claridad. La información transaccional no autoriza inferencias ilimitadas sobre características personales, motivaciones o circunstancias privadas. La segmentación debería describir conductas dentro de su contexto y mantener controles sobre finalidades, acceso y decisiones. Una organización puede obtener valor analítico sin convertir al consumidor en un objeto de clasificación permanente. Esta orientación es compatible con el desarrollo tecnológico y con la necesidad de evaluar sus efectos sobre quienes participan en la relación comercial.

En conjunto, la obra sostiene una conclusión proporcional a la evidencia: el modelo RFMC estudiado ofrece una vía documentada para enriquecer la descripción del comportamiento mediante categorías, con resultados internos mixtos y condiciones de reproducibilidad todavía pendientes. Su proyección hacia la fidelización es una agenda de aplicación y validación, no un efecto demostrado. El siguiente avance científico no consiste en exagerar la mejora observada, sino en consolidar la trazabilidad, contrastar estabilidad y evaluar decisiones reales. Allí se encuentra el paso desde disponer de segmentos hacia construir una inteligencia comercial verificable, comprensible y responsable.

BIBLIOGRAFÍA

Aguiar-Costa, L. M., Cunha, C. A. X. C., Silva, W. K. M., & Abreu, N. R. (2022). Customer satisfaction in service delivery with artificial intelligence: A meta-analytic study. *RAM. Revista de Administração Mackenzie, 23*(6), eRAMD220003. https://doi.org/10.1590/1678-6971/eRAMD220003.en

Antonius, V. H., & Fitrianah, D. (2024). Enhancing customer segmentation insights by using RFM + discount proportion model with clustering algorithms. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 15*(3). https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150390

Belli, A., O'Rourke, A.-M., Carrillat, F. A., Pupovac, L., Melnyk, V., & Napolova, E. (2022). 40 years of loyalty programs: How effective are they? Generalizations from a meta-analysis. *Journal of the Academy of Marketing Science, 50*(1), 147–173. https://doi.org/10.1007/s11747-021-00804-z

Capuano, N., Greco, L., Ritrovato, P., & Vento, M. (2021). Sentiment analysis for customer relationship management: An incremental learning approach. *Applied Intelligence, 51*(6), 3339–3352. https://doi.org/10.1007/s10489-020-01984-x

Chen, D. (2012). *Online Retail II* [Conjunto de datos]. UCI Machine Learning Repository. https://doi.org/10.24432/C5CG6D

Chen, D. (2015). *Online Retail* [Conjunto de datos]. UCI Machine Learning Repository. https://doi.org/10.24432/C5BW33

Chen, D., Sain, S. L., & Guo, K. (2012). Data mining for the online retail industry: A case study of RFM model-based customer segmentation using data mining. *Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management, 19*(3), 197–208. https://doi.org/10.1057/dbm.2012.17

Desveaud, K., Mandler, T., & Eisend, M. (2024). A meta-model of customer brand

loyalty and its antecedents. *Journal of Business Research, 176*, 114589. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114589

Dick, A. S., & Basu, K. (1994). Customer loyalty: Toward an integrated conceptual framework. *Journal of the Academy of Marketing Science, 22*(2), 99–113. https://doi.org/10.1177/0092070394222001

Enriquez Maguiña, W. M. (2026). *Propuesta de modelo de machine learning en la predicción del comportamiento del cliente para su fidelización en una empresa de retail* [Manuscrito de tesis doctoral]. Universidad Nacional Federico Villarreal.

Fader, P. S., Hardie, B. G. S., & Lee, K. L. (2005). RFM and CLV: Using iso-value curves for customer base analysis. *Journal of Marketing Research, 42*(4), 415–430. https://doi.org/10.1509/jmkr.2005.42.4.415

Griva, A., Bardaki, C., Pramatari, K., & Doukidis, G. (2022). Factors affecting customer analytics: Evidence from three retail cases. *Information Systems Frontiers, 24*(2), 493–516. https://doi.org/10.1007/s10796-020-10098-1

Ho, T., Nguyen, S., Nguyen, H., Nguyen, N., Man, D.-S., & Le, T.-G. (2023). An extended RFM model for customer behaviour and demographic analysis in retail industry. *Business Systems Research Journal, 14*(1), 26–53. https://doi.org/10.2478/bsrj-2023-0002

IBM. (s. f.). *K-means cluster analysis options*. IBM SPSS Statistics documentation. Recuperado el 9 de septiembre de 2026, de https://www.ibm.com/docs/en/spss-statistics/cd?topic=analysis-k-means-cluster-options

Kühl, N., Schemmer, M., Goutier, M., & Satzger, G. (2022). Artificial intelligence and machine learning. *Electronic Markets, 32*(4), 2235–2244. https://doi.org/10.1007/s12525-022-00598-0

Kumar, V., & Shah, D. (2004). Building and sustaining profitable customer loyalty for the 21st century. *Journal of Retailing, 80*(4), 317–329. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2004.10.007

Lemmens, A., Roos, J. M. T., Gabel, S., Ascarza, E., Bruno, H. A., Gordon, B. R., Israeli, A., McDonnell Feit, E., Mela, C. F., & Netzer, O. (2026). Personalization and targeting: How to experiment, learn & optimize. *International Journal of Research in Marketing, 43*(2), 537–559. https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2025.07.004

Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing, 80*(6), 69–96. https://doi.org/10.1509/jm.15.0420

McDougall, G. H. G., & Levesque, T. (2000). Customer satisfaction with services: Putting perceived value into the equation. *Journal of Services Marketing, 14*(5), 392–410. https://doi.org/10.1108/08876040010340937

Mensouri, D., Azmani, A., & Azmani, M. (2022). K-means customers clustering by their RFMT and score satisfaction analysis. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 13*(6). https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130658

Morgan, R. M., & Hunt, S. D. (1994). The commitment-trust theory of relationship marketing. *Journal of Marketing, 58*(3), 20–38. https://doi.org/10.1177/002224299405800302

scikit-learn developers. (s. f.-a). *Clustering*. scikit-learn. Recuperado el 9 de septiembre de 2026, de https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html

scikit-learn developers. (s. f.-b). *davies_bouldin_score*. scikit-learn. Recuperado el 9 de septiembre de 2026, de https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.davies_bouldin_score.html

scikit-learn developers. (s. f.-c). *PCA*. scikit-learn. Recuperado el 9 de septiembre de 2026, de https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.decomposition.PCA.html

scikit-learn developers. (s. f.-d). *PowerTransformer*. scikit-learn. Recuperado el 9 de septiembre de 2026, de https://scikit-

learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.PowerTransformer.html

scikit-learn developers. (s. f.-e). *silhouette_score*. scikit-learn. Recuperado el 9 de septiembre de 2026, de https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.silhouette_score.html

scikit-learn developers. (s. f.-f). *StandardScaler*. scikit-learn. Recuperado el 9 de septiembre de 2026, de https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.StandardScaler.html

Tabassi, E. (2023). *Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0)* (NIST AI 100-1). National Institute of Standards and Technology. https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1

Vianna Filho, A. L. C., de Lima, L., & Kleina, M. (2025). *A graph-based approach to customer segmentation using the RFM model* [Preprint]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.08136

Wong, C.-G., Tong, G.-K., & Haw, S.-C. (2024). Exploring customer segmentation in e-commerce using RFM analysis with clustering techniques. *Journal of Telecommunications and the Digital Economy*, *12*(3), 97–125. https://doi.org/10.18080/jtde.v12n3.978