

**APROXIMACIÓN PARA PERSONALIZACIÓN DE INTERFACES BASADO EN DATOS
HISTÓRICOS EN UN CASO APLICADO DE LA BANCA.**

NATALIA ANDREA VERGARA MARÍN

Tesis

Asesor

Juan Carlos Arbeláez

UNIVERSIDAD EAFIT

ESCUELA DE CIENCIAS APLICADAS E INGENIERÍA

MAESTRÍA EN INGENIERÍA

MEDELLIN.

2025.

Agradecimiento.

Reconocimiento especial a mi asesor, por su dedicación, orientación y paciencia en este camino que recorrimos juntos. De igual manera a mi familia y personas cercanas por siempre apoyarme en mis proyectos y finalmente a la entidad bancaria que me permitió realizar este proyecto con su información, donde me brindaron tiempo, apoyo y sobre todo conocimiento.

CONTENIDO

pág.

0.	INTRODUCCIÓN	9
1.	PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	10
2.	JUSTIFICACIÓN	12
3.	PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN	13
4.	OBJETIVOS	13
4.1	OBJETIVO GENERAL	13
4.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	14
5.	ANTECEDENTES	14
6.	MARCO TEÓRICO.....	16
7.	METODOLOGÍA.....	21
7.1	CRISP-DM	22
7.2	GENERACIÓN DE DISEÑO DE PROPUESTAS	26
8.	RESULTADOS.....	27
8.1	MODELO DE PERFILACIÓN	27
8.2	GENERACIÓN DE PROPUESTAS.....	44
9.	RECOMENDACIONES	64
10.	CONCLUSIONES	66
11.	REFERENCIAS	67
12.	ANEXOS	75

LISTA DE FIGURAS

pág.

Figura 1 “Metodología CRISP-DM [31].	22
Figura 2 “Diagrama de flujo de proceso implementado”	24
Figura 3” Diagrama proceso de generación de diseño de propuestas”	26
Figura 4 “Principales 20 Transacciones exitosas”	30
Figura 5 “Top 20 Transacciones fallidas”	32
Figura 6 “Distribución por esquema de seguridad”	34
Figura 7 “Días con más transacciones fallidas”	35
Figura 8 “Top 4 transacciones exitosas por esquema de seguridad”	36
Figura 9 “Cantidad de transacciones por segmento y tipo de esquema”	36
Figura 10 “Tasa de fallas por segmento”	37
Figura 11 “Tabla de los datos normalizados para modelado”	39
Figura 12 “Comportamiento de Cluster”	40
Figura 13 “Tamaño de cada cluster”	41
Figura 14 “Centroides por cluster”	43
Figura 15 “Dashboard actual Canal”	47
Figura 16 “Propuesta 1 (Dashboard para Cluster 0 y 2”	48
Figura 17 “Propuesta 1 (Ayudas visuales) para Cluster 0 y 2”	49
Figura 18 “Propuesta 2 (Recomendaciones y ofertas) para Cluster 1 y 4”	50
Figura 19 “Propuesta 2 (Detalle de recomendaciones) para Cluster 1 y 4”	51
Figura 20 “Propuesta 2 (Errores) para Cluster 1 y 4”	52
Figura 21 Propuesta 2 (Ejemplo Rescate de errores) para Cluster 1 y 4”	53
Figura 22 “Propuesta 3 (Venta Canales y Comex) para Cluster 3 y 5”	54
Figura 23 “Estrategia de plazos para implementación del modelo”	62
Figura 24 “Diseño técnico Microservicio del modelo”	63

LISTA DE ANEXOS

pág.

Anexo 1: Código del modelo.....	75
Anexo 2: Entrevista 1	85
Anexo 3: Entrevista 2 (Validación).....	87

LISTA DE ECUACIONES

pág.

Ecuación 1 “Fórmula de distancia cuadrada euclídeana”	18
Ecuación 2 “Fórmula para actualización de centroide”	19
Ecuación 3 “Fórmula de coeficiente de silueta”	19
Ecuación 4 “Fórmula de Método del codo”	20
Ecuación 5 “Fórmula de Índice Davies-Bouldin”	20
Ecuación 6 “Fórmula de Índice de Calinski”	20

LISTA DE TABLAS

	pág.
Tabla 1 “Orden de uso”	31
Tabla 2 “Transacciones fallidas”	33
Tabla 3 “Resultado de comparación de propuestas”	59

Resumen

Este proyecto propone una aproximación para generar propuestas de personalización a través de un modelo de agrupación de usuarios basados en identificación de patrones en el histórico de transacciones, esto con el objetivo de mejorar la experiencia de cada usuario, permitiéndoles visualizar opciones que se acomoden a sus particularidades. El proyecto cuenta con dos etapas, el desarrollo del modelo de agrupación de usuarios usando algoritmos de aprendizaje de máquinas (ML) por medio de la metodología CRISP-DM, logrando un resultado de 6 agrupaciones de usuarios (clusters) con un coeficiente de silueta de 64% lo que representa una adecuada cohesión y patrones diferenciables, y en segunda instancia, el desarrollo de propuestas personalizadas usando la metodología de desing thinking. Esto fue el resultado de un caso aplicado a un canal digital de una entidad financiera de Colombia, donde a partir de validaciones con clientes, se obtuvo un porcentaje del 90% de favorabilidad en cuanto a la percepción de valor de la propuesta realizada para el cluster específico de cada grupo, con un 30% promedio más en comparación a las variantes de control.

Palabras clave: Analítica, Banca, Experiencia de usuario (UX), Data, Inteligencia artificial (IA), Aprendizaje de máquinas (ML), Perfilamiento, Personalización, Patrones de comportamiento.

0. INTRODUCCIÓN

En la actualidad hay una necesidad de afrontar las transformaciones tecnológicas e integrarlas en las estrategias de las instituciones financieras para impulsar su rendimiento y garantizar la estabilidad financiera [1]. Esta transformación digital ha permitido que aparezcan en el mercado nuevos competidores como las fintech, las cuales, en los últimos diez años, han cobrado relevancia en los mercados financieros globales, y han proliferado gracias al uso de la información y el entendimiento de las necesidades de los usuarios. Las Fintech y las nuevas tecnologías tienen el potencial de transformar radicalmente los servicios financieros [2] [3], adicional se suma que las empresas se han integrado a la utilización de sistemas o canales que permitan una mayor eficiencia en la gestión de su tesorería y de su cotidianidad buscando soluciones que comprendan sus necesidades y ofrezcan un mayor valor agregado.

Este proyecto se desarrolla como caso aplicado para una entidad financiera de alto impacto en Colombia, donde su estrategia interna es evolucionar de una banca transaccional (Banca enfocada únicamente en movilización de transacciones monetarias) a una relacional, es decir proveer servicios mucho más cercanos y personalizados. Esta entidad cuenta con un canal digital financiero donde los clientes del segmento empresarial realizan sus transacciones monetarias y presentan la necesidad de tener servicios que faciliten la gestión de la administración de su tesorería en el día a día de sus negocios. Es aquí donde las tendencias del mercado global cobran relevancia, ya que se ha identificado que el 71% de los consumidores espera que las empresas ofrezcan interacciones personalizadas, y el 76% se frustra cuando esto no sucede, la personalización impulsa y mejora la experiencia del cliente [58], cabe recalcar que en este canal aún no se cuenta con experiencias personalizadas esto debido a que a nivel interno se encuentran en un proceso de migración para internalizar las capacidades tecnológicas, lo que ha ralentizado la evolución del canal a la par de las tendencias globales.

En el contexto de la digitalización de los sistemas socioeconómicos, la personalización de los servicios bancarios se considera uno de los principales factores para aumentar la fidelización y el compromiso del cliente [59]. Como consecuencia es necesario que los bancos tradicionales enfoquen sus capacidades en entender el comportamiento de sus usuarios en sus canales de interacción y brinden nuevas oportunidades para potencializar su uso. El objetivo de este proyecto es proponer una aproximación para la personalización a través de agrupamiento de usuarios basados en el comportamiento de estos en los

canales digitales, que tendrá como impacto entender oportunidades de mejora en el canal y poder generar listas de evolución del producto para los clientes de canales digitales financieros del sector empresarial.

1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

A nivel mundial tras la crisis financiera de 2008, los bancos tradicionales han mantenido modelos de negocio estables, pero poco adaptativos, a pesar de los avances en innovación tecnológica en el sector financiero [11] estos se han quedado rezagados en lo tradicional y si bien buscan crear nuevas soluciones o brindar ofertas diferentes al cliente, ha costado bastante dar el paso a la nueva era, donde en comparación con Fintech o competidores similares la velocidad, disrupción, innovación y nuevas ofertas de servicios han quedado en un segundo plano.

Las Fintech han surgido como resultado de los cambios globales en la cadena de valor, lo que ha expuesto imperfecciones en los modelos de negocio actuales de los bancos, destacando áreas donde se necesitan cambios y motivando la adaptación para el crecimiento futuro [5]. El verdadero impacto de las Fintech hacia la banca tradicional radica en cómo alteran la cadena de valor financiera y redefinen los canales mediante los cuales los consumidores acceden a los servicios [12], en este momento la digitalización es una realidad donde la oferta de nuevas soluciones se debe realizar por los canales digitales para ir acorde al mercado.

De acuerdo con algunos estudios previos (como los de la Superintendencia Financiera de Colombia y Asobancaria), más del 50% de las empresas colombianas, especialmente las medianas y grandes, ya utilizan plataformas digitales para sus operaciones bancarias y pagos [21], esto confirma que es fundamental abarcar el segmento b2b (“Business to business”: Transacciones comerciales entre empresas). Los mercados financieros colombianos son poco desarrollados y el sistema bancario tiene costos de intermediación elevados que limitan el acceso financiero de las empresas.

En el contexto colombiano, el sistema bancario enfrenta grandes retos respecto a la eficiencia de su trabajo y al atraso en tecnología. Según un análisis de la OCDE, la alineación tecnológica del sistema bancario en Colombia es baja comparada con otros países emergentes y miembros de la OCDE con niveles parecidos de avance, lo que muestra fallas básicas en usar tecnología moderna. [22], teniendo esto como insumo es importante recalcar que la adopción de inteligencia artificial (IA) y analítica de

datos no solo mejora la eficiencia operativa si no que fomenta la innovación, personalización y el crecimiento empresarial, la implementación de estos elementos en el sector financiero contribuye al desarrollo y la competitividad [23]. Las empresas que aumentaron su inversión en IA y análisis de datos entre 2010 y 2018 experimentaron un incremento del 20.3% en ventas y se observó un aumento del 22.4% en la valoración de mercado de estas empresas [24]

Las tecnologías emergentes pueden reducir los costos de la innovación de productos, lo que mejora la calidad de estos y permite a las empresas crear nuevos productos [25]. Este crecimiento no solo proviene de la capacidad de hacer análisis predictivos basados en grandes volúmenes de datos.[26]. En la entidad financiera en la cual se está realizando el proyecto aplicado, se cuenta con información de los usuarios pero no se hace uso de ella debido a la falta de capacidad y priorización dado el proceso de migración del canal, por estudios internos sabemos que los usuarios valoran altamente el acompañamiento, servicios integrales, que seamos aliados estratégicos y tener un portafolio amplio de soluciones, así como las mayores dificultades que enfrentan en la entidad son la disponibilidad, tiempos de respuesta y soluciones poco adaptadas a las necesidades particulares de cada cliente, esto nos lleva a poca personalización en la oferta actual e inexistencia de estrategias anticipadas a lo que el cliente necesita. De cara a la entidad esta complejidad se debe a los altos volúmenes de datos que maneja, los costos, escalabilidad limitada y la falta de recursos humanos para emplear nuevas soluciones apuntando más a lo estratégico que a lo urgente, teniendo en cuenta estos factores, la IA permite automatizar procesos, aprender de manera continua y ofrecer soluciones a gran escala, por esto, las entidades financieras que logren integrar estas tecnologías no solo optimizarán sus canales digitales, sino que también logran desarrollar soluciones más adaptadas a las particularidades de cada usuario, mejorar la toma de decisiones y fortalecer la posición competitiva en un mercado donde cada vez hay más alternativas y se enfocan mayormente en la oferta digital [27] [28]. En conclusión, la entidad financiera que es el objeto donde se aplicará el resultado del proyecto, tiene como reto entender el comportamiento y las necesidades de sus clientes a partir del uso de la información que ya posee, así como empezar a implementar nuevas tecnologías como IA o aprendizaje de máquinas (ML) en soluciones que brinden experiencias disruptivas con el fin de atraer y mantener clientes con una oferta diferencial que les permita vivir una experiencia personalizada y proactiva, que les facilite la interacción con su canal actual.

2. JUSTIFICACIÓN

En este momento el mundo financiero está teniendo una transformación constante y acelerada debido a la aparición de Fintech y tecnologías emergentes como “analytics” avanzados, inteligencia artificial, tecnologías cognitivas, internet de las cosas y “blockchain”, que aportan nuevos modelos de trabajo, y se suma la creciente importancia de la experiencia del consumidor que impone estándares cada vez más altos en lo referente a los procesos y la velocidad para entregar servicios al cliente [4]. Esto hace que los bancos tradicionales se vean altamente retados a ir más allá de las necesidades básicas del cliente. Actualmente las instituciones financieras tradicionales cuentan con diferentes canales digitales y físicos donde los usuarios realizan sus transacciones monetarias, sin embargo, estos canales o medios de interacción con el cliente se están quedando cortos debido a la rápida evolución de las Fintech donde la oferta se torna a garantizar experiencias superiores para facilitar la cotidianidad del cliente. La creación de nuevas redes de valor sin explotar (o incluso desatendidas) impacta directamente a los mercados y clientes existentes y puede amenazar con desestabilizar a instituciones establecidas y de buena reputación [5]. Esto debido a que los bancos tradicionales tienen una visión netamente transaccional de sus canales y esta manera de operar es ejecutada de forma sobresaliente, pero hablando específicamente de clientes del segmento empresarial las necesidades empiezan a variar respecto a lo que se oferta actualmente.

Los clientes están en búsqueda de soluciones que les resulten útiles, diferentes y satisfactorias para el manejo de sus finanzas y las Fintech lo están logrando gracias a que tienen regulaciones menos exigentes, también es importante recalcar que el uso de tecnologías de la información permite a este tipo de entidades financieras ofrecer servicios más eficientes y centrados en el cliente, en comparación con los proporcionados por los bancos tradicionales. Estas nuevas innovaciones financieras podrían resultar en nuevos modelos de negocio, aplicaciones, procesos o productos con un efecto en la prestación de servicios financieros.[6][7][8]

Las empresas Fintech pueden ofrecer servicios financieros innovadores a bajo costo que desafían los servicios proporcionados por las instituciones financieras existentes. Estos nuevos participantes aplican tecnología innovadora para proporcionar bienes y servicios más accesibles y económicos [9], para los bancos tradicionales resulta complejo competir al mismo nivel de costos y velocidad por lo cual es necesario competir a nivel de experiencias y entendimiento de las necesidades del usuario. Las empresas Fintech pueden ayudar a los bancos mediante prácticas de gestión de riesgos que proporcionan acceso a nuevas fuentes de datos y utilizan análisis avanzados y algoritmos de aprendizaje automático [10].

Los bancos tradicionales ya cuentan con grandes volúmenes de datos y pueden mejorar su gestión si integran IA, lo que generaría una ventaja competitiva por esta experiencia combinada, esto da como resultado que el objetivo de este proyecto sea hacer uso de la data existente de un banco tradicional y brindar soluciones que puedan atender necesidades desatendidas a partir del entendimiento de su comportamiento en los canales, por esto es necesario diseñar una aproximación que haga uso de técnicas de aprendizaje de máquina o diseño dirigido por datos, el cual utilice esa información e identifique oportunidades de mejora, ya que muchas veces los usuarios no tienen la capacidad de reconocer las necesidades actuales de sus negocios y partiendo de brechas en su comportamiento es posible identificar patrones para generar nuevas soluciones con el fin de que este tipo de bancos tradicionales tenga ofertas diferenciales y empiecen a crear registros de requerimientos del producto que genere diferentes alternativas en relación con lo ofrecido por sus competidores ya que gracias al proceso de migración que están viviendo y a la nueva interfaz con la cual están interactuando los clientes, el valor percibido del nuevo canal ha disminuido en aproximadamente 22%, pasando de una métrica de experiencia del cliente (ICX) [60] de 4.57 a 3.6 , esto refleja una necesidad latente de brindar mejores experiencias como oferta diferencial en este canal a comparación del anterior.

3. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

¿Cómo la analítica de datos y el aprendizaje de máquinas pueden ser usadas en proponer soluciones personalizadas para canales digitales financieros con el fin de lograr una mejor experiencia para usuarios del sector b2b?

4. OBJETIVOS

4.1 OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un sistema para la personalización de canales digitales b2b basado en patrones de comportamientos de los usuarios para mejorar su experiencia digital.

4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Investigar los principales desafíos enfrentados por los bancos tradicionales frente a las fintechs para adaptarse al cambio digital, esto con el fin de entender el entorno y como han sido aplicadas las nuevas tecnologías en la competencia.
- Desarrollar un conjunto de datos basado en las bases de datos de la entidad financiera, que permita identificar patrones de comportamiento de los usuarios.
- Desarrollar un modelo para la identificación de patrones de comportamiento basado en un conjunto de datos, que permita proponer nuevas soluciones de personalización para los usuarios de canales digitales.
- Proponer una solución de experiencia personalizada del canal de acuerdo con los patrones y grupos encontrados en el modelo de aprendizaje de máquinas (ML).
- Validar la solución propuesta con “stakeholders” por medio de entrevistas con el fin de garantizar la viabilidad de la solución.

5. ANTECEDENTES

La alta velocidad en avances tecnológicos como la inteligencia artificial (IA), han transformado la forma en la que las empresas interactúan con sus clientes, un área clave es la personalización, donde los algoritmos analizan los datos de sus clientes para ofrecer experiencias a la medida [44]. Uno de los sectores con mayor impacto ha sido el financiero donde previamente ofrecían servicios básicos, pero están evolucionando hacia plataformas sofisticadas capaces de proveer soluciones altamente personalizadas, impulsadas para satisfacer necesidades únicas de cada cliente, desde asesoramientos financieros hasta recomendaciones de productos personalizados y alertamientos proactivos de seguridad, estos avances incrementan sustancialmente la fidelidad, percepción de seguridad y satisfacción de los usuarios en este tipo de plataformas [61].

Es importante entender que los usuarios esperan rapidez, personalización y accesibilidad [5] y esto lo están aprovechando las Fintech con su oferta digital. Los bancos deben adaptarse rápidamente para generar soluciones diferenciales ya que con el modelo actual pueden limitar la capacidad de competir, atraer y mantener clientes. Integrar analítica de datos e inteligencia artificial es crucial en los canales

digitales financieros para garantizar sostenibilidad futura y mayor adopción en el uso de estos canales por parte de usuarios.

Las Fintech con toda esta revolución digital han penetrado principalmente el mercado “retail”, enfocándose en las personas naturales con apertura de productos de forma autogestionada, créditos y soluciones al instante [13], esto deja una ventana de oportunidad para los bancos porque el sector empresarial esta desatendido y estas instituciones cuentan con el musculo financiero, los datos y los recursos para empezar a aplicar nuevas tecnologías e ir un paso adelante con este segmento.

Muchos bancos están aplicando estrategias de alianzas con Fintech, desarrollos “in house” o alternativas un poco más desarrolladas donde las herramientas implementadas en instituciones convencionales establecidas resultaron en un desarrollo continuo y la simplificación de los procedimientos internos, con el fin de mejorar procesos y atención al cliente [14].

Es claro que más allá del surgimiento de las Fintech, son las nuevas tecnologías las que han permitido este rápido crecimiento y cambios estructurales ya que la IA y analítica de datos se consideran un factor determinante clave en la planificación estratégica de la industria bancaria [16]. Las tecnologías emergentes como IA, big data o aprendizaje de máquinas se han venido aplicando en diferentes casos como la prevención de fraudes (Detectando patrones inusuales), atención al cliente automatizada, “robo advisor” o gestión de activos , detección de patrones para anticipar comportamientos futuros, reembolsos y reclamos [15], esto es fundamental porque logra que las entidades financieras tradicionales abarquen segmentos desatendidos , gracias a la flexibilidad y eficiencia que este tipo de tecnologías habilita, logrando una mejor percepción y satisfacción del cliente, además estas tecnologías tienen el potencial de influir significativamente en la forma en que los clientes responden al mundo digital. Se puede concluir que las tecnologías emergentes están simplificando la forma de interacción con este tipo de canales [14] [15].

La transformación digital y aparición de estas tecnologías están transformando de manera crítica los sistemas de pagos y compensación de los bancos, promoviendo nuevos tipos de dinero (monedas digitales) y haciendo del comercio en línea de productos bancarios la nueva norma [17]. Estas tecnologías usualmente se traducen no solo en la adaptación de productos y servicios de acuerdo con las necesidades cambiantes de los clientes, sino también en cambios en la forma en que estos se promocionan y entregan, basándose en nuevas formas de interacción directa con los clientes [18]

Por ejemplo, el Banco Industrial y Comercial de China (ICBC) propuso una nueva estrategia de desarrollo denominada E-ICBC 2.0 basada en tecnología de big data e internet en 2015. Con la ayuda de la tecnología de inteligencia artificial, el Banco de Construcción de China (CCB) comenzó a promover la aplicación de robo-advisers en 2016. Además, el Banco de China (BOC) y Tencent Technology Corporation establecieron un laboratorio conjunto de Fintech basado en tecnología de IA y big data en 2017 para promover su desarrollo Fintech. [19]

Casos a nivel mundial han demostrado que la aplicación de estas tecnologías es bastante relevante para la evolución de canales digitales de la banca tradicional, Un claro ejemplo es como la integración del análisis de big data en las operaciones bancarias en Inglaterra y Singapur mejoró la eficiencia del servicio al cliente, la reducción de los costos de transacción, el mayor número de usuarios y aumento la demanda de las soluciones bancarias [20].

Teniendo como punto de partida lo anterior este proyecto se enmarca en un contexto nacional, específicamente con una entidad financiera de alto nivel, donde aún no se han aplicado ninguna de estas tecnologías a los canales existentes debido a temas burocráticos y de capacidad de los equipos, adicional es evidente la necesidad de estar alineados con el mercado global implementando soluciones que brinden experiencias superiores a los clientes.

6. MARCO TEÓRICO

Es importante mencionar los siguientes conceptos clave enmarcados en el diseño de experiencias a partir de un modelo de identificación de patrones para canales digitales de una entidad financiera:

- *Empresa:* Es una organización o institución que se dedica a la producción o prestación de bienes o servicios demandados por los consumidores; y que obtiene de esta actividad una ganancia económica [50]. En términos de negocio para la entidad financiera “Empresa” es lo mismo que “Cliente”. Ya que en un mismo canal, una empresa o cliente puede tener múltiples usuarios.
- *Usuario:* Persona que interactúa con un sistema, producto o servicio. Los usuarios de un sistema, producto o servicio incluyen a quienes lo operan, quienes utilizan sus resultados y quienes le brindan soporte (incluyendo mantenimiento y capacitación). [51]

- *Personalización*: Proceso de recopilación de datos completos de los clientes, comportamientos, intereses y preferencias de todos los canales y puntos de contacto y el aprovechamiento de estos insights para adaptar el contenido, las interacciones, las experiencias y el alcance para los clientes a nivel individual. [52]
- *Interfaz*: Componentes de un sistema interactivo (software o hardware) que proporcionan información y controles para que el usuario realice tareas específicas con el sistema interactivo [51].
- *Stakeholder*: Persona u organización que puede afectar, verse afectada por, o percibir que se ve afectada por una decisión o actividad [51].
- *Experiencia de usuario*: Percepciones y respuestas del usuario que resultan del uso y/o uso previsto de un sistema, producto o servicio. [51]
- *Validación*: Confirmación, mediante el aporte de pruebas objetivas, de que se han cumplido los requisitos para un uso o aplicación específicos previstos [51]
- *Aprendizaje de máquinas*: Es un tipo de inteligencia artificial que lleva a cabo tareas de análisis de datos sin instrucciones explícitas. La tecnología de aprendizaje de máquinas puede procesar grandes cantidades de datos históricos, identificar patrones y predecir nuevas relaciones entre datos previamente desconocidos [53].
- *Satisfacción*: En qué medida las respuestas físicas, cognitivas y emocionales del usuario que resultan del uso de un sistema, producto o servicio satisfacen sus necesidades y expectativa [51].
- *Fidelización*: Proceso diseñado para moldear la visión que un cliente tiene de tu marca a partir de experiencias positivas y que contribuyan a su satisfacción. [54].

Este marco teórico aborda dos enfoques: El uso de modelos de clustering con aprendizaje de máquinas [45][46] y la implementación de desing Thinking para obtener experiencias personalizadas a partir del resultado del modelo [38]

Modelo de agrupación

“Clustering”, es un algoritmo de aprendizaje de máquinas no supervisado que organiza y clasifica datos en grupos o clusters basados en similitudes o patrones. El objetivo del clustering es descubrir estas agrupaciones ya que los puntos de datos se asignan a grupos en función de medidas de similitud o distancia [45][46]. El proceso de agrupamiento puede utilizar solo una característica de los datos o puede utilizar todas las características presentadas.

Existen diferentes tipos de clusters, como agrupamiento de clusters basados en centroides (Organiza datos en clusters no jerárquicos), agrupamiento de clusters basado en la densidad (Conecta áreas contiguas de alta densidad), agrupamiento de clusters basados en la distribución (Los datos se componen de distribuciones probabilísticas) y agrupamiento de clusters jerárquico (Crea un árbol jerárquico) [45]. Sin embargo, en este proyecto se implementó el clustering basado en centroides, este tipo de algoritmos son eficientes, simples y escalables, adicional este cluster se representa por un centroide lo que facilita interpretar los resultados y agrupa por similitud global generando una segmentación clara. [47] [48]

Para la implementación de un modelo de clustering se tiene un flujo de trabajo donde se realizan pasos secuenciales para obtener como resultado final grupos basados en patrones. Estos pasos son la preparación de datos, creación de una métrica de similitud, ejecución del algoritmo de agrupamiento y la interpretación de resultados y ajuste final [47].

Conceptos clave:

-Algoritmo K-means: Proceso iterativo para minimizar la suma de distancias entre los puntos de datos y los centroides de sus clusters, este funciona categorizando los datos en clusters mediante una medida de distancia matemática. El objetivo es minimizar la suma de las distancias entre los puntos de datos y sus clústeres asignados. Los puntos de datos más cercanos se agrupan dentro de una misma categoría. [48]

- *Datos de entrada:* Los “features” o características utilizadas como entradas para aplicar el algoritmo deben ser valores numéricos. En el caso de valores categóricos se deben convertir a numéricos que fue parte importante de los pasos realizados en el proyecto y finalmente deben estar normalizados. [36]
- *Asignación de datos:* Cada “fila” del conjunto de datos se asigna al centroide más cercano basado en la distancia cuadrada euclideana. Se utiliza la siguiente fórmula (Ecuación 1) (Donde $dist$ es la distancia euclideana, c_i es cada centroide y x es cada fila u observación) [36]:

$$\operatorname{argmin}_{c_i \in C} \operatorname{dist}(C_i, x)^2$$

Ecuación 1 “Fórmula de distancia cuadrada euclideana”

- *Actualización de centroide:* Los centroides de cada grupo son recalculados. Esto se hace tomando una media de todos los puntos asignados en el paso anterior. El algoritmo itera este paso hasta cumplir que no haya cambios en los puntos asignados o si la suma de distancia se minimiza.

(Donde c_i es el centroide del cluster, $|S_i|$ es el número de elementos del cluster y x_i es cada punto de datos dentro del cluster i) [36].

$$C_i = \frac{1}{|S_i|} \sum_{x_i} x_i$$

Ecuación 2 “Fórmula para actualización de centroide”

- *Valor de K*: Este algoritmo funciona pre seleccionando un valor de K. Para encontrar el número de clusters en los datos, se debe ejecutar el algoritmo para un rango de valores K, ver los resultados y comparar características de los grupos obtenidos [36].

Métricas de evaluación para algoritmos de agrupación

Para tener un resultado de la efectividad del modelo, se pueden emplear diferentes métricas presentadas a continuación [38] [48] [49]

- *Silhouette Coefficient (Coeficiente de silueta)*: Métrica que se utiliza para calcular la calidad de una técnica de agrupamiento. Su valor oscila entre -1 y 1. (Donde $s(i)$ es coeficiente de silueta, $a(i)$ distancia promedio entre punto i y todos los demás puntos dentro del mismo cluster y $b(i)$ distancia promedio entre punto i y los puntos del cluster más cercano) [36]

1: Los grupos están bien separados entre sí y claramente diferenciados.

0: Los grupos son indiferentes, o bien, la distancia entre ellos no es significativa.

-1: Los grupos se han asignado incorrectamente.

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max \{a(i), b(i)\}}$$

Ecuación 3 “Fórmula de coeficiente de silueta”

-*Elbow Method (Método del codo o Inercia)*: Es uno de los más populares para encontrar el número óptimo de clústeres. Este método utiliza el concepto de WCSS (Suma de Cuadrados Dentro del Clúster),

que define la varianza total dentro de un clúster. (Donde x_i es puntos de datos del conjunto y \bar{x}_j es el centroide del punto j) [36]

$$WCSS(k) = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in \text{cluster } j} \|x_i - \bar{x}_j\|^2,$$

Ecuación 4 “Fórmula de Método del codo”

-*Índice Davies-Bouldin*: Ayuda a medir la calidad de la agrupación en un conjunto de datos. Analiza la densidad de cada grupo (compacidad) y la distancia entre los grupos (separación). (Donde k es número total de clusters, R_{ii} es dispersión interna del cluster i , R_{jj} es dispersión interna del cluster j , R_{ij} es distancia entre los centroides de los cluster i y j) [36]

$$DB = \frac{1}{k} \sum_i^k \max_{j \neq i} \left(\frac{R_{ii} + R_{jj}}{R_{ij}} \right)$$

Ecuación 5 “Fórmula de Índice Davies-Bouldin”

- *Índice de Calinski-Harabasz (Criterio de razón de varianza)*: Mide la calidad de los clústeres en un conjunto de datos. Una puntuación más alta es mejor, ya que significa que los grupos son compactos y están bien separados. Ayuda a determinar el número ideal de grupos. (Donde B es la suma de cuadrados entre clusters, W es la suma de cuadrados dentro de los clusters, N número total de puntos del conjunto de datos y K número de clusters)

$$CH = \frac{B}{W} \times \frac{N - K}{K - 1}$$

Ecuación 6 “Fórmula de Índice de Calinski”

Segmentación de usuarios y validación de propuestas

Segmentación de mercado: Es una estrategia que consiste en organizar distintos tipos de público para llegar a ellos con tus anuncios y campañas. Al dividir a tus clientes en segmentos de audiencia, resulta más fácil llegar a ellos con anuncios relevantes. La segmentación plantea que existen beneficios únicos para los diferentes segmentos de clientes, así como para las campañas dirigidas de distinta duración o

formato. Esto se puede ejemplificar con la segmentación de audiencia, que permite mostrar anuncios diferentes a distintos clientes en distintos momentos. La segmentación de usuarios ofrece múltiples ventajas. Permite crear campañas de marketing personalizadas, optimizar recursos, mitigar riesgos, aumentar la fidelización de clientes e identificar nichos de mercado. [55] [56].

Ab testing: Las pruebas A/B (también denominadas pruebas de división o pruebas de cubos) comparan el rendimiento de dos versiones de contenido para ver cuál atrae más a los visitantes/la audiencia. Prueba una versión de control (A) con respecto a una variante (B) para medir cuál es la más exitosa en función de métricas clave. Las pruebas A/B desempeñan un papel importante en la gestión de campañas, ya que ayudan a determinar qué funciona y qué no. Muestran en qué está interesado y a qué responde el público. Las pruebas A/B pueden ayudar a evaluar qué piezas de la estrategia de marketing tienen mayor impacto, cuáles se deben mejorar y cuáles es necesario eliminar por completo. Estas pruebas se utilizan para probar elementos individuales de una página o pequeñas variaciones en el diseño. Mantienen todo lo demás igual, excepto el aspecto que desean probar. De esta manera, saben que cualquier diferencia en los resultados se debe únicamente a la variación. [39] [57]

7. METODOLOGÍA

El desarrollo del proyecto tuvo dos enfoques, cada uno con su metodología.

Generación del modelo de agrupamiento: Se empleó la metodología CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) que incluyen las etapas de comprensión del dominio, entendimiento de los datos, modelado y perfilación [31] [32] [33].

Generación de propuestas de personalización: Para el diseño y generación de propuestas basados en el modelo anterior, se utilizó la metodología de design thinking que incluye las etapas de entrevistas iniciales, ideación, generación de propuestas, validación con clientes y evaluación, en la que se abordaron propuestas de personalización, generando análisis de la experiencia y futuras iteraciones. [29]

7.1 CRISP-DM

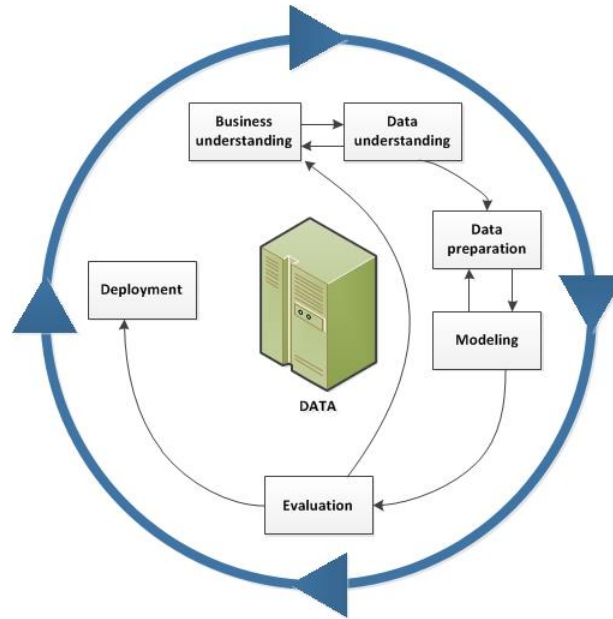


Figura 1 “Metodología CRISP-DM [31].

Etapas de la Metodología:

- 1. Comprensión del negocio (*Business Understanding*):** Durante esta etapa se realizó la identificación de las problemáticas y necesidades de la entidad financiera que se querían abordar en el proyecto, acotando un alcance por medio de objetivos claros. Se evaluó la visión del negocio desde la óptica de los líderes y dueños de producto de la entidad financiera y se buscó la información disponible para la realización de la iniciativa (Figura 1). El resultado de esta se presentó en las secciones de introducción, planteamiento del problema y justificación.
- 2. Entendimiento de los datos (*Data understanding*):** Se recopilaron los datos que se tenían disponibles en la entidad financiera, los cuales se dividían en 2 bases de datos: Una base de datos con toda la información de las empresas y sus usuarios y una segunda base de datos con toda la información transaccional de los últimos 6 meses (enero a junio de 2025). Estas bases de datos sumaban alrededor de 9 millones de registros referentes a 207.832 empresas y 295.323 usuarios. Se unificaron estas bases de datos para generar un único insumo y a partir de esta base de datos

unificada se realizaron diferentes gráficas con el fin de entender transacciones relevantes, montos movilizados, esquemas de seguridad etc. Para ver los resultados dirigirse a la sección 8.1 (Resultados: Modelo de perfilación)

- 3. Preparación de la data (Data preparation):** En esta etapa se realizaron dos procesos. El primer paso fue la limpieza de la data, eliminando duplicados, garantizando la calidad de esta para evitar reprocesos en la generación del código, adicional se detectaron y se trataron “outliers” (Valores atípicos) para evitar sesgos o afectaciones negativas del modelo. El segundo fue la normalización, a través de mínimos y máximos para todos los valores. Ver detalle en sección 8.1 (Resultados: Modelo de perfilación)
- 4. Modelado (Modeling):** Teniendo la información normalizada como punto de partida se desarrolló un modelo de agrupación usando K-Means, con el fin de generar agrupaciones en base a la similitud de sus “features”. Se tenía como objetivo encontrar agrupaciones de clientes que permitieran identificar patrones o características específicas.
- 5. Evaluación (Evaluation):** Para el caso del modelo se generaron unos clusters específicos donde evaluados con el conocimiento del negocio permitieron proponer 3 opciones de interfaces personalizadas dependiendo de una agrupación de clusters. A partir de los análisis anteriores se generan hipótesis e identifican áreas que requieran mayor exploración. Este paso orienta los flujos de trabajo posteriores de minería de datos y aprendizaje automático. Ver detalle en sección 8.1 (Resultados: Modelo de perfilación)
- 6. Despliegue (Deployment):** El modelo no fue llevado a desarrollo y/o producción por alcance del proyecto y porque no se contaba con disponibilidad del personal de desarrollo del banco, sin embargo, se realizaron propuestas acordes con los resultados encontrados y se propuso una arquitectura basada en las capacidades técnicas reales del banco con el fin de que la iniciativa sea aplicable en una futura oportunidad.

En conclusión, el proceso implementado para el modelo de perfilación y desarrollo de la propuesta se muestra a continuación en la figura 2:

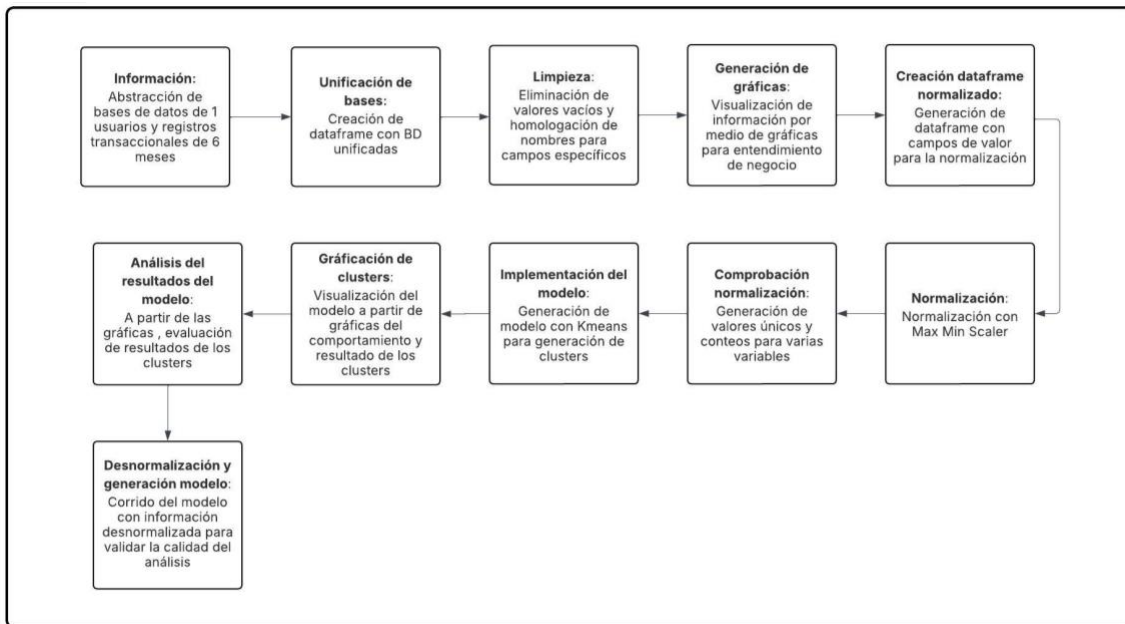


Figura 2 “Diagrama de flujo de proceso implementado”

1. **Información:** En la figura 2 se muestran los pasos donde en este primer momento se obtuvieron los datos de los repositorios centrales de la entidad bancaria donde se generaron bases de datos de 6 meses atrás (enero a junio de 2025):
 - a) *Base de datos de usuarios:* Total de empresas y usuarios del canal (Es importante tener en cuenta que en este canal una empresa puede tener asociados x número de usuarios donde la gestión de la tesorería se administra a partir de un modelo de administración de usuarios y permisos) (p. ej. La empresa 1 centraliza toda su tesorería en un solo canal pero ese canal tiene 300 usuarios, de los cuales cada uno tiene permisos diferentes, el usuario 1 puede preparar y aprobar transacciones monetarias, el usuario 2 puede solo consultar saldos y así sucesivamente de acuerdo al criterio de la empresa).
 - b) *Base de datos de transacciones:* Se toman los registros del total de transacciones del canal que son 182 tipos de transacciones (Monetarias y administrativas).
2. **Unificación de bases:** Debido a la alta carga transaccional del canal la base de datos de transacciones se dividió en 4, por ende, desde el desarrollo se tuvo que unificar estas bases en una sola. Adicional se creó un conjunto de datos que unifico la información de la base de datos de usuarios y la base de datos de transacciones.

3. **Limpieza:** Con las bases de datos ya unificadas se eliminaron campos vacíos o con valores atípicos, adicional se unificaron variables categóricas que contenían diferentes nombres para una misma referencia.
4. **Generación de gráficas:** Con el fin de tener mayor entendimiento de la información y del comportamiento de los clientes en el canal se generaron gráficas de diferentes combinaciones relevantes
5. **Conformación de conjunto de datos:** Se creó un conjunto de datos específico para la normalización con variables numéricas y categóricas relevantes para el modelo ya que en los primeros conjuntos de datos se tenían demasiados campos informativos que no se consideraron de valor para el resultado esperado.
6. **Normalización:** Se garantizó que antes de la normalización todas las columnas fueran numéricas y se consideraron 3 columnas para el escalado, el resto de las columnas fueron categóricas codificadas no escalas. Finalmente, se realizó la normalización del conjunto de datos creado con Max Min Scaler.
7. **Comprobación de normalización:** Se comprobó que la normalización quedará de forma correcta al validar valores únicos y frecuencia de los valores en cada una de las columnas.
8. **Implementación del modelo:** Se entrenó el modelo para generar el perfilado de los clusters. El modelo generó 6 clusters.
9. **Gráfica de clusters:** Se realizaron gráficas con el resultado del modelo para evaluar comportamiento de los clusters, tamaño de los clusters, centroides y PCA (Distribución).
10. **Análisis de resultados del modelo:** Se realizó el análisis de los resultados y se unificaron varios clusters, a partir de eso se generaron 3 grupos de acuerdo con similitudes entre ellos.
11. **Desnormalización y generación del modelo:** Con el fin de comprobar el análisis y entendimiento de la clusterización se corrió el modelo con la data desnormalizada y se comprobó la validez del análisis.

7.2 GENERACIÓN DE DISEÑO DE PROPUESTAS

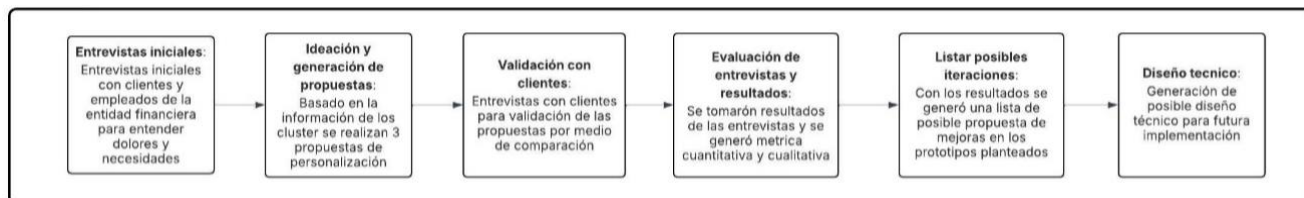


Figura 3” Diagrama proceso de generación de diseño de propuestas”

La segunda parte del proyecto fue la realización del proceso de creación de propuestas acotado al resultado del modelo de perfilamiento (Figura 3). Durante este proceso se utilizó la metodología de “design thinking” [30] [38] con el fin de ofrecer un resultado que se acoplara a las necesidades reales de los usuarios y generar ideas de valor que pudieran ser aplicadas en la entidad financiera. Gracias a los resultados del modelo de perfilación se comprobaron hipótesis que previamente el negocio ya había considerado, adicional se realizaron dos momentos de validaciones con usuarios para entender bien sus necesidades y generar propuestas congruentes a los resultados. A continuación, se presentan los pasos desarrollados:

- 1. Entrevistas Iniciales:** Como punto de partida se realizaron entrevistas con el fin de entender las necesidades y problemáticas de clientes del canal. Se lograron concretar espacios con 9 empresas y 15 usuarios de estas empresas, adicional se entrevistó a 3 comerciales de cada segmento (Pyme, empresarial y corporativo) y 2 líderes estratégicos del canal.
- 2. Ideación y generación de propuestas:** Se realizó el proceso de ideación y generación de propuestas por medio de lluvia de ideas basados en el conocimiento del negocio. El diseño se validó visualmente con los diseñadores de la entidad financiera para estar alineados con los componentes visuales estandarizados por el sistema de diseño que utilizan desde la entidad.
- 3. Validación con clientes:** Para la validación de las propuestas se realizó una segunda sesión de entrevistas con las 9 empresas y 15 usuarios, en esta ocasión se hizo un ejercicio de validación de comparación utilizando la metodología de “AB testing”, la cual tiene como objetivo comparar dos alternativas para validar cual tiene una mejor calificación para la solución de la necesidad de los usuarios.

4. **Evaluación de entrevistas y resultados:** Posterior a las entrevistas se realizó un análisis de los resultados y se hizo una evaluación de forma cualitativa, esto con el fin de entender en que valor la propuesta cumplía con la hipótesis inicial. Basados en los resultados cualitativos se hizo un promedio de el porcentaje de identificación de los clientes con la propuesta del cluster al que pertenecen.
5. **Diseño técnico:** Se realizó un diseño técnico basado en la arquitectura del canal con el fin de dejar la propuesta lo más detallada posible y con un alcance que sea aplicable a futuro por la entidad financiera. Este diseño se validó con un desarrollador y arquitecto experto de la entidad para garantizar la viabilidad del diseño.

8. RESULTADOS

8.1 MODELO DE PERFILACIÓN

1. **Comprensión del negocio (*Business Understanding*):** Este canal proyecta una oferta diferencial en cuanto a mejora en la experiencia, simplicidad y personalización vs el canal anterior. En esta plataforma se mueve alrededor del 56% de las transacciones del país y moviliza alrededor del 5% del PIB (Producto interno bruto) de Colombia, por lo cual es de suma importancia para la organización mantener indicadores como NPS, adopción, uso y retención.
2. **Entendimiento de los datos (*Data understanding*):** Se extrajeron las bases de datos de los repositorios centrales de la entidad. Como primera instancia se obtuvo la base de datos de los usuarios totales del canal (207.832 empresas y 295.323 usuarios: Empresas y usuarios actualmente migradas al nuevo canal). En un segundo momento se recolectaron las bases de datos transaccionales que contenían 9 millones de registros por lo tanto por el tiempo de descarga y procesamiento del computador se dividieron en 7 bases de datos que posteriormente fueron unificadas. Esta información fue extraída de la transaccionalidad del total de los usuarios en un periodo de 6 meses (enero-junio de 2025). Para el entendimiento de la data se analizaron los campos que traía cada base de datos para entender a que se refería cada uno de estos y se realizó una lista de las transacciones con el código ya que en procesamiento del modelo se tomo fue el código de la transacción, esto fue relevante en el análisis posterior.

Es relevante mencionar los campos que se encontraban en cada base de datos para entender porque se tomaron algunos campos específicos en las etapas posteriores

Base de datos de usuarios:

- ID de la empresa
- Tipo de documento de la empresa
- Nombre de la empresa
- Estado de la empresa
- Esquema de seguridad
- Tipo de documento del usuario
- Número de documento del usuario
- Nombres del usuario
- Apellidos del usuario
- Marcación de usuario Canal filiales
- Estado de migración
- ID del usuario canal actual
- ID del usuario canal anterior
- Marcación de bot
- IP del usuario
- Marcación de segundo factor reasignado

Base de datos transaccional:

- Tipo de documento del usuario
- Número de documento del usuario
- Segmento
- Región
- Fecha
- Descripción de la transacción
- Tipo de transacción
- Estado de la transacción
- Código de la transacción
- Monto

A partir de los siguientes conjuntos de datos iniciamos la creación de graficas para entender data relevante del canal en cuanto al comportamiento y perfil del cliente:

Conjunto de datos 1: Muestra los campos totales de la base de datos usuarios

Conjunto de datos 2: Unificación de bases de datos transaccionales: Muestra los campos totales de las transacciones realizados por los usuarios en un periodo de tiempo de 6 meses

Conjunto de datos 3: Se identifican campos relevantes y se crea conjunto de datos con estos campos (Número de documento de la empresa, número de documento del usuario, código de la transacción, estado de la transacción, monto, esquema de seguridad y conteo), este último campo se realiza para visualizar la cantidad de transacciones realizadas por los usuarios e identificar información relevante para el análisis.

Para una primera gráfica (Figura 4) se identificaron las principales 20 de transacciones más usadas del canal:

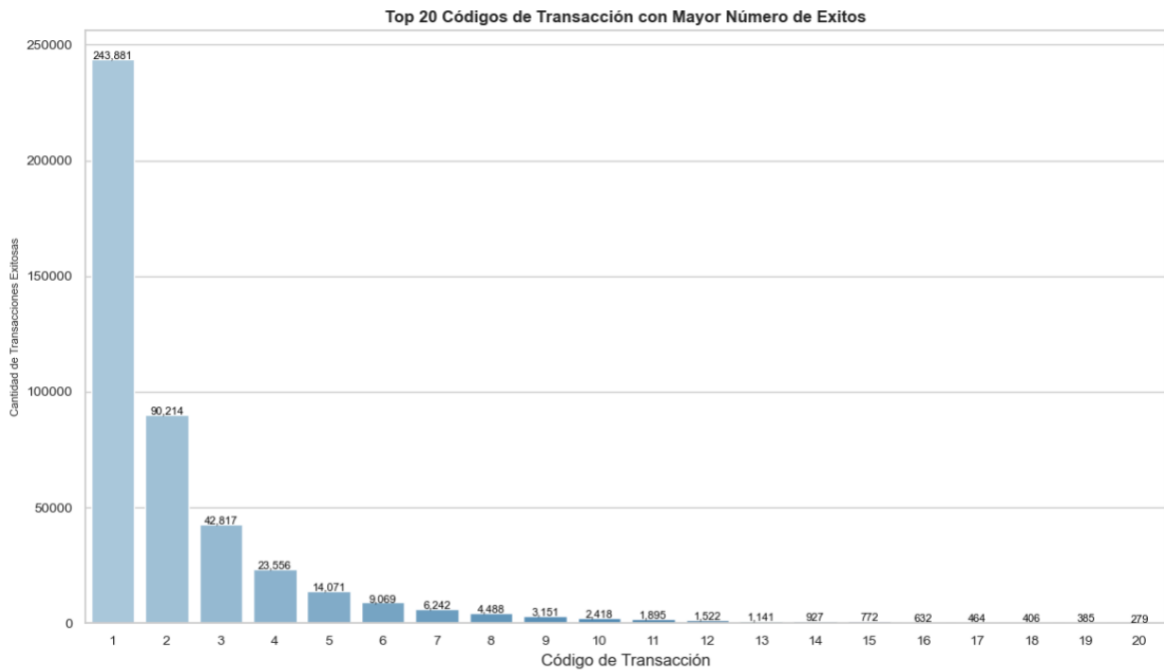


Figura 4 “Principales 20 Transacciones exitosas”

Teniendo en cuenta la gráfica anterior, se concluye que en orden de uso las transacciones son las siguientes (Tabla 1):

Autenticación con segundo factor	1
Consultar saldos inicio día de cuentas depósito	2
Solicitar datos de empresa	3
Consultar historial de transacciones	4
Consultar documentos en buzón de archivos	5
Autenticar al cliente	6
Consultar extractos	7
Aprobar Transacción	8

Pago Nomina Proveedores Lote	9
Inscribir al cliente al servicio de pagos	10
Consulta Pendientes de Aprobación	11
Preparar Transacción	12
Consultar detalle de cuenta de depósito	13
Consultar Estado Token	14
Consultar saldos consolidados	15
Reasignar Token	16
Consultar plantillas	17
Consultar movimientos en tiempo real cta ahorros	18
Consultar historial de pagos	19
Consultar saldos tiempo real de cuentas depósito	20

Tabla 1 "Orden de uso"

De esto se analiza que:

El top de transacciones más usadas del canal también son el top 20 de las transacciones (Tabla 1) con mayor número de éxitos en el canal. Estas transacciones van acorde al comportamiento de los clientes empresariales ya que estos diariamente ingresan al canal, realizan conciliaciones bancarias donde requieren consultar saldos, movimientos, descargar movimientos.

Para la segunda gráfica (Figura 5) se identificó el top 20 de las transacciones con más fallas del canal:

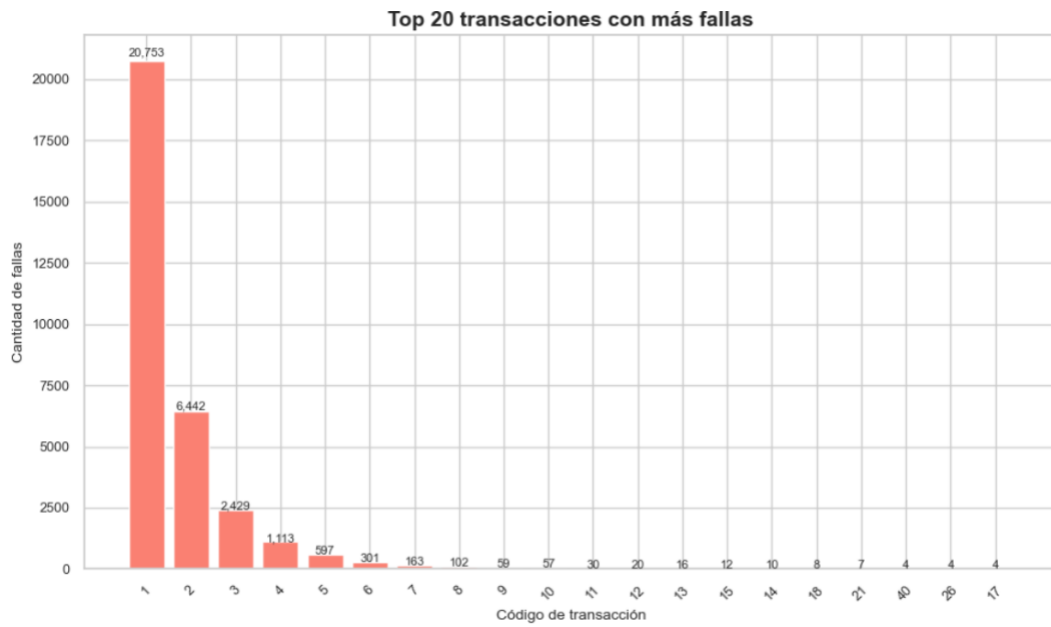


Figura 5 “Top 20 Transacciones fallidas”

Autenticación con hardtoken	1
Consultar saldos inicio día de cuentas depósito	2
Solicitar datos de empresa	3
Consultar historial de transacciones	4
Consultar documentos en buzón de archivos	5
Autenticar al cliente	6
Consultar extractos	7
Aprobar Transacción	8
Pago Nomina Proveedores Lote	9
Inscribir al cliente al servicio de pagos	10
Consulta Pendientes de Aprobación	11
Preparar Transacción	12
Consultar detalle de cuenta de depósito	13
Consultar Estado Token	14

Consultar saldos consolidados	15
Consultar plantillas	17
Consultar movimientos en tiempo real cta ahorros	18
Historial de transacciones	21
Consultar movimientos en tiempo real cta corriente	26
Pagar nomina - proveedor	40

Tabla 2 "Transacciones fallidas"

De esto se analiza que:

El hecho de que la transacción con más errores sea "Autenticar al cliente" (Tabla 2) es completamente normal y no es una transacción relevante ya que esto se debe principalmente a: fallas al digitar credenciales e inestabilidad de servicios, lo cual no es relevante a la hora de encontrar posibles puntos de mejora. Otra razón se debe a que en la experiencia esta iniciar sesión y crear usuario. Iniciar sesión hace referencia a los clientes ya migrados del canal anterior y crear usuario a los nuevos, esto puede estar generando errores. Estos puntos son mejoras que se tienen en la lista de evolución por parte del equipo de la entidad bancaria. La Figura 6 muestra la distribución por nivel de seguridad. Este canal cuenta con 3 niveles de seguridad que hace referencia a la forma en la que se administra el canal, el primero es "Superusuario" que se refiere a un único usuario con el poder total de la administración del canal, en segundo nivel "Control dual" donde 2 usuarios tienen la administración total del canal pero si un usuario prepara una transacción el otro debe aprobar, es decir para realizar una transacción siempre están involucradas 2 personas y finalmente "Administración delegada", donde se replica la forma de administración de control dual pero solo se tienen permisos administrativos

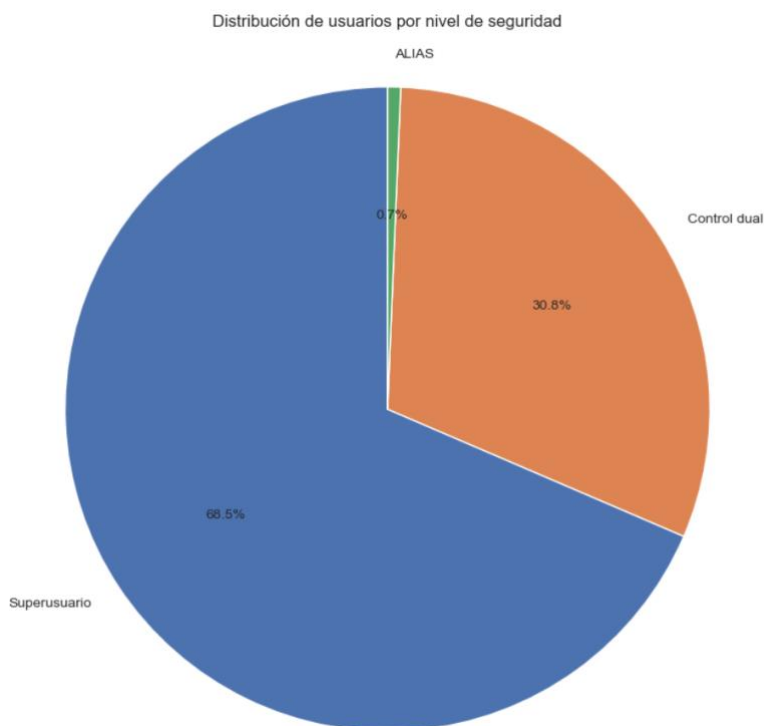


Figura 6 “Distribución por esquema de seguridad”

El 66.5% del canal es Esquema Superusuario, en el cual una sola persona maneja toda la tesorería del canal y las transacciones se ejecutan directamente. El 30.8% de las empresas son control dual, que hace referencia a un esquema de seguridad que requiere de dos personas para hacer cualquier transacción, una que prepare y otra que apruebe. Y finalmente el 0.7% aparecen en estado “Alias” que significa que son empresas que no han finalizado el proceso de migración o cambio de canal, esto da como resultado que no se les haya asignado en las bases de datos en esquema final, este será asignado una vez completen el proceso.

El esquema *superusuario* es usado en su mayoría por clientes del segmento pyme, esto va acorde al proceso de migración que se ha tenido en el canal, donde se migro inicialmente todos los clientes de baja complejidad y posteriormente se inició el proceso de cambio de canal para los usuarios de mayor complejidad (Clientes con esquema control dual). Al finalizar el proceso de migración o cambio de canal es muy probable que los porcentajes se inviertan.

Para la cuarta gráfica se muestra el comportamiento transaccional por días en un **mes de alta transaccionalidad**.

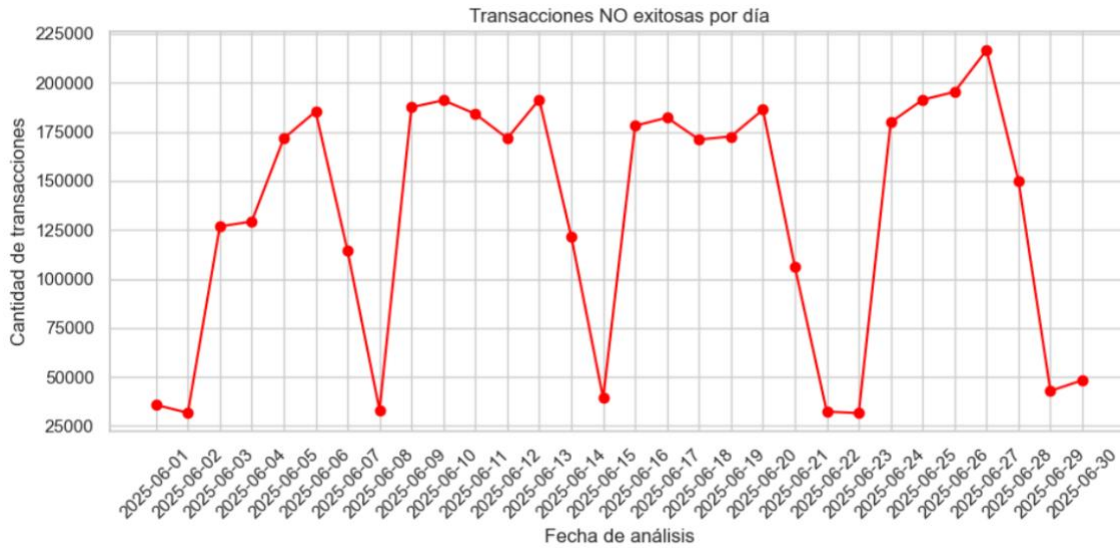


Figura 7 “Días con más transacciones fallidas”

Se tomó el mes de junio ya que es uno de los meses más transaccionales de los registros que se obtuvieron por el comportamiento de las empresas en cuanto a pagos de nómina y proveedores por ser un mes de primas y recolección de cartera. Esta gráfica valida lo mencionado por el negocio en cuanto a los días de mayor transaccionalidad (Los días de quincena), pero en realidad se mantiene constante durante el mes, los días en los cuales disminuye los fallos son durante sábado y domingo ya que al ser un canal b2b, no se tranza frecuentemente.

En la figura 8, se muestra el top 4 de transacciones por esquema con estado exitosa:

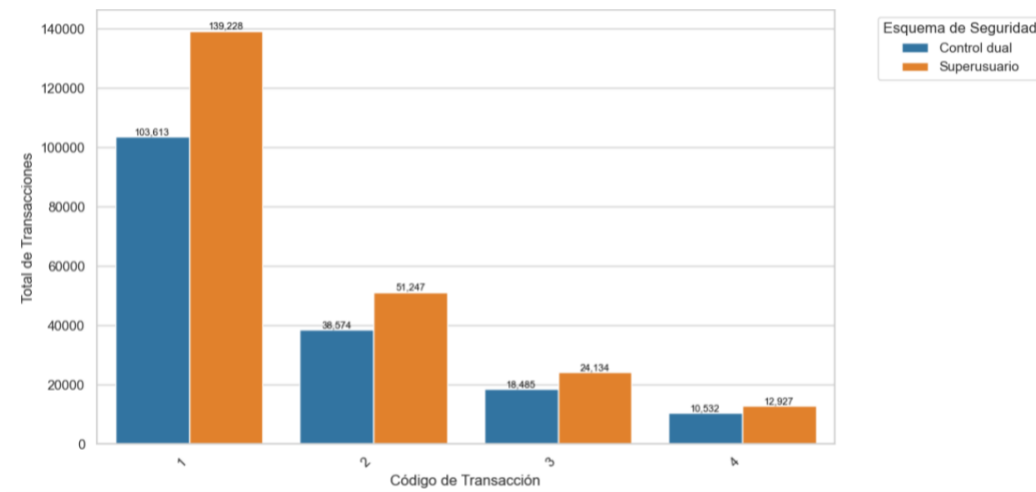


Figura 8 “Top 4 transacciones exitosas por esquema de seguridad”

De esta gráfica (Figura 8) se evidencia que hay coherencia en las transacciones de mayor uso y éxito del canal vs el esquema de seguridad, ya que en el canal hay un porcentaje mayor de usuarios de esquema “superusuario”. Sin embargo, la diferencia en transaccionalidad es muy baja por lo cual se infiere que a pesar de que hay mayor porcentaje de usuarios en esquema superusuario, los usuarios control dual tienen a tranzar de manera más frecuente.

Para la figura 9 y 10 se analizaron las variables de: cantidad de transacciones por segmento y tipo de esquema y tasa de fallas por segmento

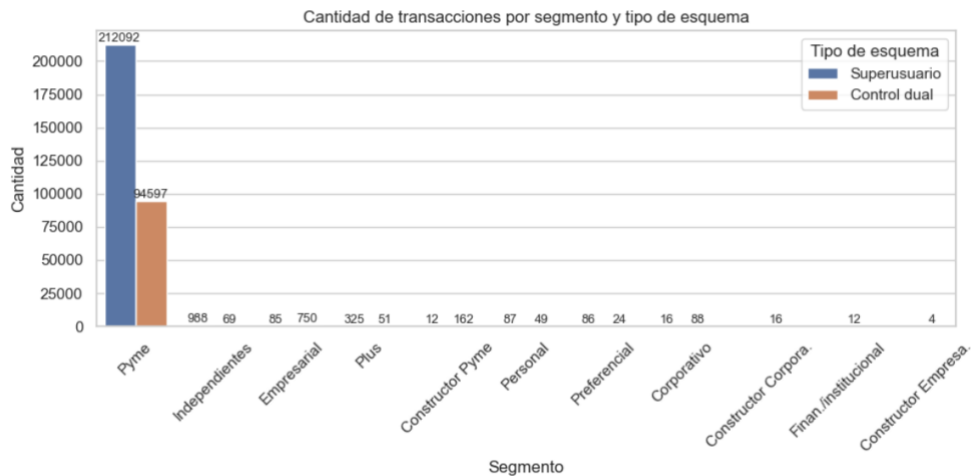


Figura 9 “Cantidad de transacciones por segmento y tipo de esquema”

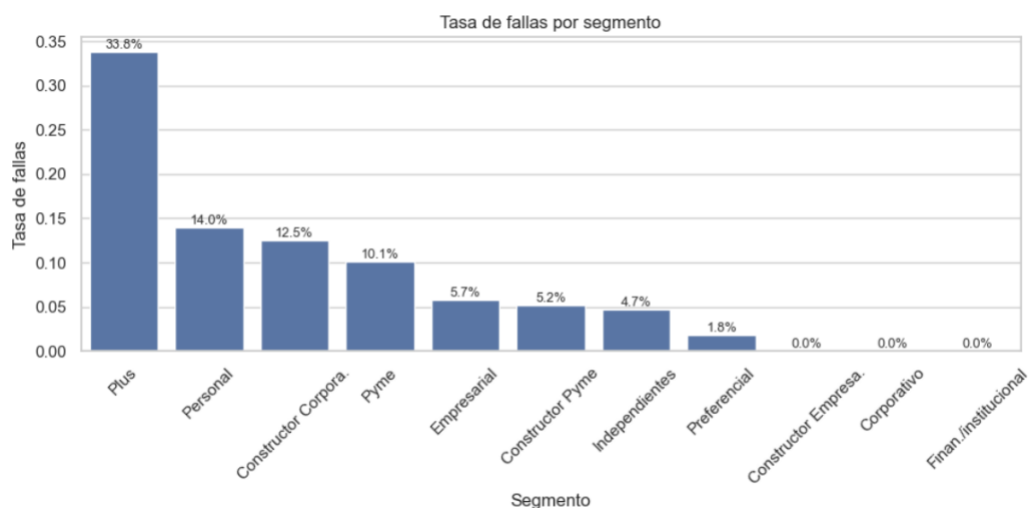


Figura 10 “Tasa de fallas por segmento”

Para estas 2 gráficas (Figura 9 y 10) se concluye que:

1. De acuerdo con el porcentaje de clientes que han realizado la migración al nuevo canal, el segmento y el esquema al que pertenecen es coherente que el segmento pyme con esquema superusuario, sea el grupo de clientes que más transacciones realice en el canal (Figura 9)
2. El segmento Plus, es un segmento perteneciente a pyme pero un monto movilizado superior, adicional son empresas próximas a convertirse en segmento empresarial. Es importante para el negocio profundizar porque el segmento plus tiene más fallas que el segmento pyme teniendo en cuenta que la masa del canal es pyme al momento del análisis. (Figura 10)

3. Preparación de la data (Data preparation): Para esta etapa se seleccionaron los campos relevantes para el análisis y se realizó una preparación de estos por medio de una limpieza de campos vacíos y nulos. Adicional se realizó una homologación de valores ya que en el caso del campo “Esquema de seguridad” para un mismo esquema se traían dos valores diferentes (Ejm: ESQ0002- 2) por lo tanto se unificaron a valores enteros de categorías. Es importante mencionar que durante el proceso del modelo en los primeros pasos para generar las gráficas que se expusieron anteriormente, se utilizó el conjunto de datos que se creó a partir de esta limpieza, esto debido a se generaba errores en la ejecución del modelo.

Como segundo paso se realizó el proceso de normalización de la data con el conjunto de datos con la data limpia y se ejecutaron las siguientes acciones:

- a) Los campos que se tuvieron en cuenta fueron los siguientes:

- *Número de documento (numero_documento)*: Documento del usuario (Se tuvo en cuenta para la generación de gráficas más no en el algoritmo de agrupamiento) ya que se necesita es realizar agrupaciones a nivel global y no es necesario este campo
- *Código de transacción (ctd_trx)*: Trae los códigos para la identificación de las transacciones
- *Estado de la transacción (estado_trx)*: Si la transacción es exitosa (1) o fallida (0): Es valor alfanumérico, se cambió a valor numérico
- *Esquema de seguridad (Security_level)*: Me trae el tipo de esquema de seguridad
- *Conteo*: Número de transacciones por código y usuario
- *Fecha*: Usados para filtrar, más no como variable en el modelo.
- *Segmento*: Campo fundamental para identificar preferencias específicas dependiendo del tamaño de la empresa.

- b) Codificación numérica: Código de transacción, monto, conteo y como campos categóricos codificados: Segmento, esquema de seguridad, estado de la transacción [40]. Las variables categóricas se convirtieron a numéricas y se normalizaron todos los valores, en este punto el resultado de la información disminuyó ya que se unificaron los valores a través de un conteo tomando como referencia el documento de los usuarios y el estado de las transacciones. [35]
- c) Se utilizó Mix Max scaler (Entre 0 y 1) para la normalización y se normalizaron todos los campos de la Figura 11 (Código de transacción, monto, conteo, segmento, esquema de seguridad, estado de la transacción)
- d) Se realizó una validación de la normalización, donde se evidenciaron los valores de cada campo y frecuencia estos)

	security_level	ctd_trx	estado_trx	conteo	segmento	monto
31	0	0	0	0	1	0
32	0	0	0	0	1	0
33	1	0	0	0	1	0
34	1	0	0	0	1	0
35	0	0	0	0	1	0
...
314785	0	0	0	0	1	0
314786	0	0	0	0	1	0
314788	0	0	0	0	1	0
314789	1	0	0	0	1	0
314790	0	0	1	0	1	0

277554 rows x 6 columns

Figura 11 “Tabla de los datos normalizados para modelado”

Es importante tener en cuenta que como resultado de la limpieza y la ejecución del conteo quedaron como resultado 277,554 registros (Figura 11). Se tomó la totalidad de transacciones del canal, esto con el fin de tener una perfilación más amplia y apropiada a la necesidad del negocio y no segmentar por las transacciones más usadas o menos usadas porque podría generar un sesgo en el modelo.

4. Modelado (Modeling): Para el proyecto se utilizó un algoritmo de agrupamiento no supervisado de clustering utilizando K-Means [37]. Para esto se implementaron los siguientes pasos:

- a) Se tomaron los datos
- b) Búsqueda del K óptimo (Parámetro), K min- K max
- c) Elegir el k con mayor silhouette, es decir seleccionar el número de clusters que puede permitir en el modelo tener una mejor separación y mejor resultado entre los grupos
- d) Entrenar modelo final
- e) Generación de clusters
- f) Perfilación de clusters

Interpretación de las gráficas

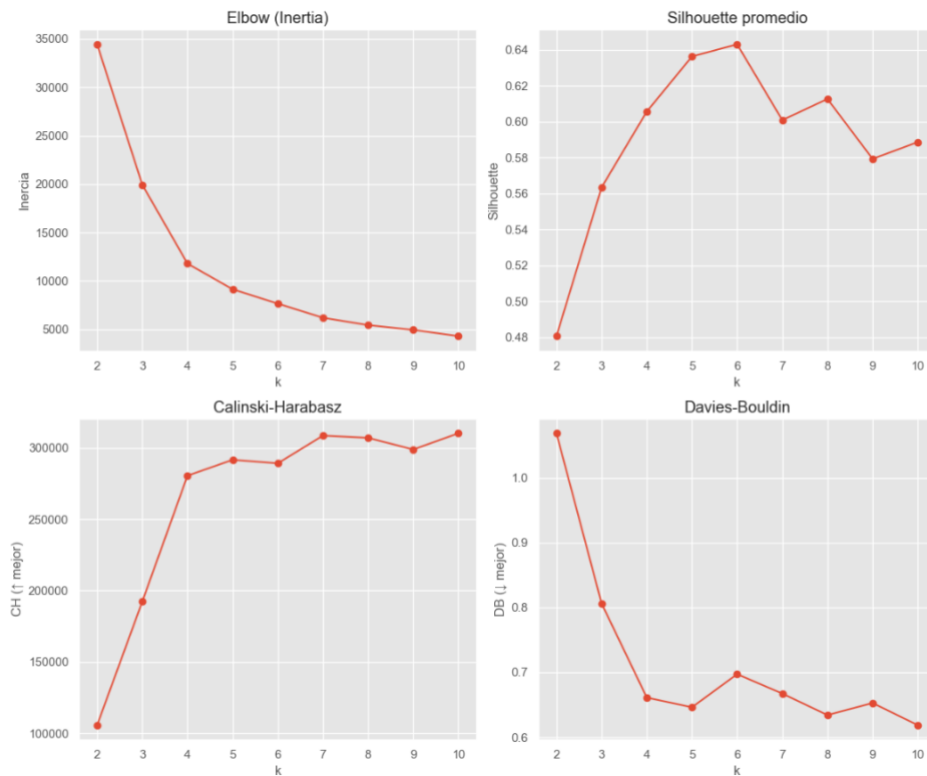


Figura 12 “Comportamiento de Cluster”

- **Codo (Inercia):** Codo en k 4–5; a partir de ahí la reducción de inercia.
- **Silhouette:** Punto más alto en k 6. $K=4-6$ son muy competitivos, con una caída desde $k=7$.
- **Calinski:** Incremento fuerte hasta k 6–8 y luego se regula.
- **Davies:** Mejora de 2 a 4 y luego se mantiene estable.

Decisión y análisis del modelo

Elegimos 6 clusters ya que, en términos de negocio, con este número logramos un equilibrio costo-beneficio: suficiente diferenciación, tamaños de grupo más estables y una implementación más simple. Adicional el k se ubica en 6 como punto central de recomendación del modelo.

En cuanto a la inercia entre $k=2$ y $k=6$ se reduce aproximadamente un 77% la inercia total, pero entre $k=6$ y $k=10$ la reducción es solo 8% lo cual representa una mejora marginal. Esto indica que después de $k=6$ tener en cuenta más clusters no genera un mejor resultado referente a la calidad de la segmentación. Es decir que $k=6$ es el valor óptimo en cuanto a una solución técnica eficiente.

En el silhouette se tuvo 0.64 lo que equivale a un 64% de calidad en el agrupamiento lo cual indica elementos asociados a su grupo y distanciados de los demás de manera correcta, dando como conclusión que los clusters son claros ya que valores superiores al 50% indican una estructura de agrupamiento válida.

En la métrica de Davies Bouldin se tuvo 0.66 es decir, 34% de separación entre clusters. Es importante recalcar que el resultado no es la condición óptima, pero está dentro del rango aceptable (0.5-0.8), esto indica menos solapamiento entre clusters, lo que genera que exista una menor probabilidad de riesgo al enviar mensajes mal dirigidos.

Finalmente, en la métrica de Calinski registro valores altos y consistentes en $k=6$, esto quiere decir que se tuvo clusters bien diferenciados y compactos lo que es positivo para el modelo porque permite decisiones de negocio con mayor precisión.

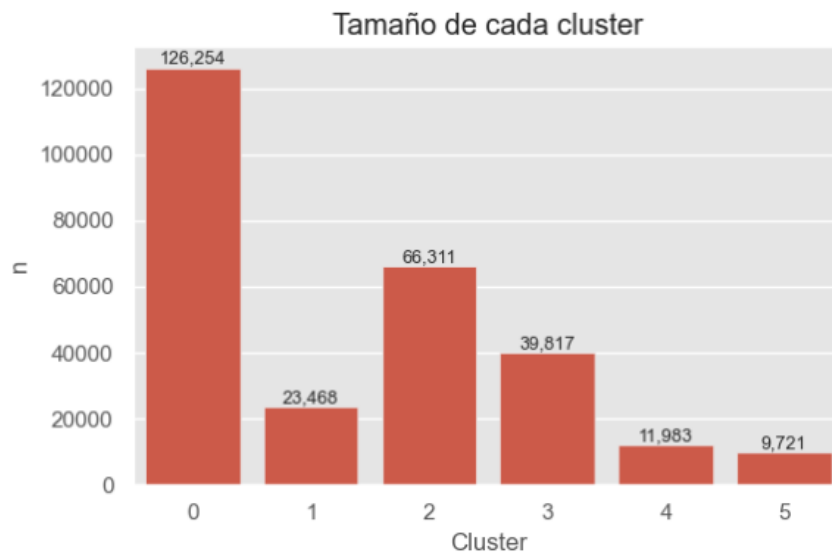


Figura 13 "Tamaño de cada cluster"

Cluster 0 (C0): Security_level (1.00), segmento (1.00), monto (0.12). Esto significa que en este cluster está el masivo del canal. Y predomina transacciones de bajo monto, tiene coherencia porque hay mayor porcentaje de pymes en este momento en el canal (Segmento y nivel pesan más, y monto es el de menor peso). Probablemente por el perfil de clientes necesitan soluciones no monetarias, si no más relacionales. p. ej. Temas de educación financiero, día a día etc) Informes de gastos, temas de consolidaciones

Cluster 1 (C1): Security_level (1.00), segmento (1.00), estado_trx (0.54). Nivel de seguridad, segmento y estado de transacción como valor menos relevante. (Clientes pyme, Superusuario y transaccionalidad media baja. Enfocado en temas de soporte y atención.

Cluster 2 (C2): Segmento (0.99), security_level (0.49), conteo (0.05). El cluster 2 toma variables segmento, nivel de seguridad y conteo. El conteo casi no pesa, este cluster podría fusionarse con el cluster 0, porque probablemente haga referencia al mismo tipo de cliente

Cluster 3 (C3): Security_level (1.00), segmento (1.00), monto (0.61). Nivel de seguridad, segmento y monto alto: Esto hace referencia a los clientes del segmento empresariales y corporativos. El volumen de estos clientes en el canal es menor pero su transaccionalidad es alta. Este cluster permite tener como foco ventas cruzadas, ofertas de nuevos productos, digitalización avanzada, personalización y retención, esto debido a que son clientes de alto nivel y de alta transaccionalidad.

Cluster 4 (C4): Segmento (0.99), estado_trx (0.82), security_level (0.49). Segmento, estado de transacción alto. Transaccionalidad alta y cantidad de fallo y segmento pyme. Esto probablemente represente tasas de falla. Un enfoque clave para este cluster sería rescate digital. Este cluster puede unirse con el 1.

Cluster 5 (C5): Segmento (1.00), monto (0.57), security_level (0.47). Segmento, monto y nivel de seguridad (Orden de mayor a menor impacto). Es el cluster donde tiene alta movilización de dinero y es similar al cluster 3, pero no alcanza el valor por lo cual es un cluster independiente, tampoco tiene relevancia para generar una solución objetivo porque es un cluster que necesitará mayor nivel de personalización y profundización para entender esta tipología de clientes.

El segmento predominante es el segmento pyme y el nivel de seguridad que más tenemos en el canal es superusuario esto se intuye también por las gráficas anteriores al kmeans.

Teniendo en cuenta el análisis se identifica que se puede tener el siguiente foco dependiendo del cluster:

C1-C4: Reducción de fallas

C3-C5: Temas especializados para clientes relevantes

C0-C2-: Fricciones o personalización

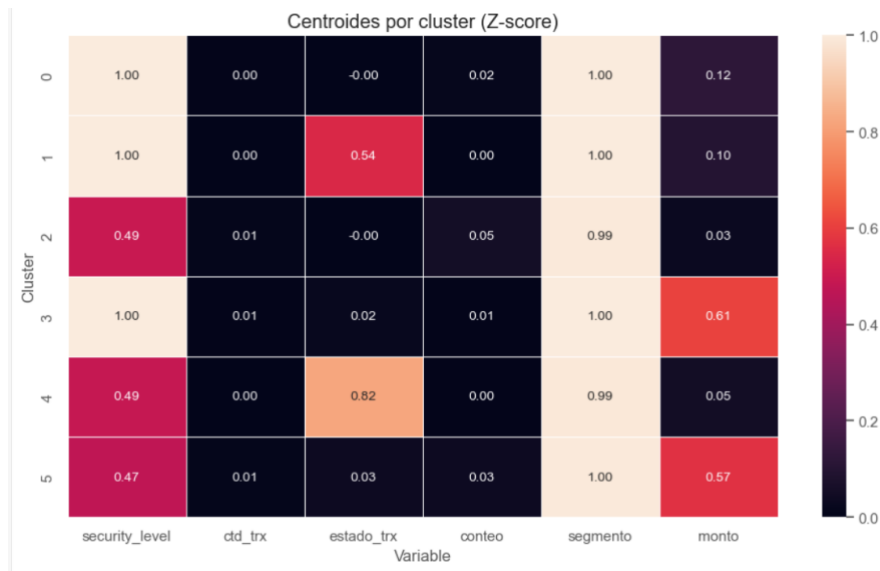


Figura 14 "Centroides por cluster"

Esta gráfica se observa que las variables security_level y segmento tienen valores similares elevados en casi todos los clusters, esto significa que no son variables discriminantes, porque no permiten diferenciar los grupos. En este punto los clientes del canal digital están en su mayoría en un mismo nivel de seguridad y pertenecen al segmento pyme por lo cual la diferenciación real entre clusters no está dada por una sola variable si no por la integración de conteo, monto, estado_trx y con una menor relevancia security_level.

8.2 GENERACIÓN DE PROPUESTAS

Para la generación de propuestas se realizaron entrevistas a nivel interno (Empleados) y externo (Clientes/Empresas) de la entidad financiera, para esto se estructuraron preguntas de contexto general de las empresas y su comportamiento (Anexo 2). A continuación, se presentan los pasos realizados en la generación de propuestas:

1. Resultado de las entrevistas Iniciales: En esta etapa se categorizo el resultado en: Dolores, preguntas, wow e ideas/oportunidades. Es importante mencionar que la complejidad para realizar contacto con estas empresas es superior ya que la entidad financiera debe tener mucho tacto a la hora de abordarlas, en especial, para este tipo de ejercicios y para el caso eran relevantes empresas que contarán con el canal de esta entidad o entidades con una oferta similar para validez del ejercicio. Los resultados son la combinación de las respuestas de clientes y empleados:

Dolores:

- **Capacitación:** Debido al proceso de migración de los clientes al nuevo canal, este ha sido uno de los mayores dolores, ya que las capacitaciones que se realizan son pocas y complejas para entendimiento del cliente. Adicional son muy ocasionales, por lo cual los clientes no tienen acceso a ellas lo que genera poco conocimiento del canal
- **“No saber sacarle el jugo”:** Esto hace referencia al mismo desconocimiento del canal ya que los clientes conocen lo básico y al ser un canal de alta complejidad utilizan solo funcionalidades básicas. p. ej. Un cliente comentó que el realizar pagos era complejo porque debía subir uno a uno los registros de cada pago, sin embargo, el cliente desconocía que el canal existía “pagos en lote”, donde se suben todos los registros de pago en un solo archivo.
- **Comprobantes de pago:** Para los clientes es un dolor la búsqueda de la opción de generación de comprobantes de pago, adicional es complejo a la hora de generar cruces con proveedores ya que estos solo descargan a partir de pdf y no hay forma de generar una acción masiva de comprobantes, esto genera una alta manualidad para la compañía.
- **Desconocimiento interno:** Este punto es bastante relevante ya que los clientes expresaron que los empleados del banco no conocen en su totalidad el canal, ya que al realizar llamadas a la línea telefónica o a sus comerciales asignados, estos no sabían cómo instruirlos. Este desconocimiento a nivel interno se da debido a la alta rotación de personal en los call centers contratados por la

entidad financiera. Adicional se debe tener en cuenta que, al ser un canal de alta complejidad, el personal interno se demora bastante en generar la curva completa del conocimiento.

- Actuamos reactivamente, no proactiva: Los clientes y los comerciales expresaron que siempre que tienen inconvenientes con el canal, son estos mismos los que deben informar al área de tecnología o soporte de la entidad. También hay que tener en cuenta que cuando los clientes tienen una falla o un rechazo en una transacción siempre deben llamar a la línea telefónica para entender que está pasando con su transacción, esto genera como resultado para el cliente insatisfacción, una mala interacción con el canal y pérdida de tiempo que se ve representada en pérdidas financieras. De cara a la entidad esto genera pérdida de reputación, ineficiencias por alto volumen de llamadas a línea telefónica o comerciales.
- Problemas con transacciones del canal: Los clientes también expresaron temas relacionados con diferentes transacciones p. ej. Falta de sobregiro (El canal no les permite hacer sobre giros de sus tarjetas de créditos), la transacción de pagos de nómina generalmente tiene unas particularidades bastante específicas por lo cual se hace complejo su interacción (Se deben convertir los pagos a un formato específico por medio de un convertidor que tiene el canal)
- Demoras en atención: Hay altos tiempos de atención en los medios que se encuentran disponibles de cara al cliente. Por el lado de los comerciales la capacidad es limitada para el acompañamiento a clientes.

El objetivo de estas entrevistas fue contar con el entendimiento global de la interacción de los usuarios con el canal y generar insumos para el desarrollo de las propuestas.

Preguntas

- ¿Porque no nos ofrecen productos si tienen buenos movimientos? (Para el cliente es relevante la oferta de créditos o productos que lo ayuden en el crecimiento de su compañía y para esto la entidad tiene una alta complejidad para el sector b2b ya que no se generan ofertas comerciales de forma autogestionada o digital, el cliente debe ir al banco a solicitar el producto que necesite.
- ¿Porque tienen que llevar todo al comercial si ya tenemos su información? (Este canal tiene muchas novedades donde se requiere que sea el representante legal o apoderado el que gestione este tipo de solicitudes, lo que implica ir al banco, llevar documentación, crear el proceso o novedad. Esto genera inconformidad para los clientes ya que con cada novedad se debe realizar el mismo proceso y llevar la misma documentación.

Wow

- Seguridad, confiable, ágil y veloz: Estos son los atributos que los clientes valoran del nuevo canal. En general el común denominador era la seguridad y confiabilidad, esto es un punto relevante porque durante las conversaciones se comprobó que la mejor forma de comunicar información relevante para los usuarios finales es a través del canal.

Ideas/Oportunidades:

- Los clientes plantearon la necesidad de recibir notificaciones referentes a novedades del canal: Poder visualizar ofertas o temas relevantes para la compañía.
- Perfilar clientes: Los clientes plantearon que les gusta el modelo de Amazon donde de acuerdo con sus búsquedas y compras, le ofertaba productos o recomendaciones.
- Manejo del canal (Enseñar): Por la alta complejidad del canal, los clientes y comerciales expresaron que una recomendación de alto valor sería tener un lugar donde pudieran consultar dudas o temas referentes al funcionamiento del canal.
- Enviar notificaciones con soportes adjuntos: Con el objetivo de mitigar la generación masiva de comprobantes de pagos. Los clientes sugieren enviar en las notificaciones adjunto los soportes de pago.
- Rendimientos en cuentas de ahorro: Para los clientes sería de alto valor poder visualizar los rendimientos de sus cuentas de ahorro en el canal o los saldos en tiempo real.
- Actualmente en el canal, cuando una transacción falla se muestra un error genérico y un código. Para los clientes es relevante no mostrar el error, mostrar que tienen que hacer.

2.Ideación y generación de propuestas: Para la ideación se tomaron las recomendaciones, dolores y puntos que valoran los clientes para generar ideas dependiendo de la agrupación que se hizo anteriormente de los 6 clusters, lo que derivó en 3 metagrupos. Como resultado se realizaron 3 propuestas con la intención de mejorar la usabilidad y experiencia personalizada de los clientes en el canal y darles solución a las problemáticas expresadas anteriormente.

Dashboard Actual: Una vez el usuario ingresa al canal, esta es la visualización inicial (Figura 15) donde se muestra la información más relevante como saldos y transacciones pendientes de aprobación.

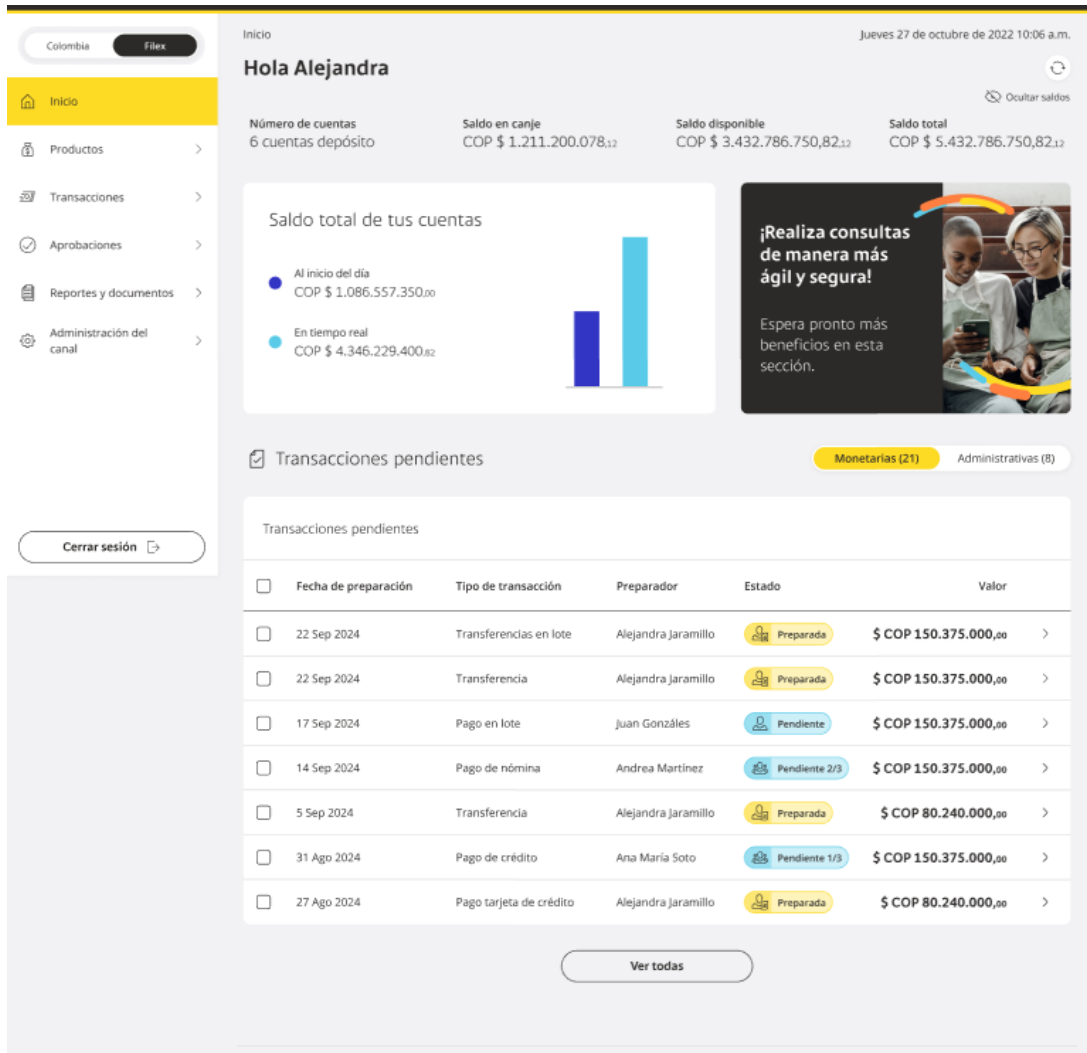


Figura 15 “Dashboard actual Canal”

Propuesta 1 Segmento Masivo: C0-C2-: Esta propuesta (Figura 16) tiene el objetivo de mitigar fricciones o generar una mayor personalización en el canal. De acuerdo con los clusters seleccionados, esta solución abarca el masivo del canal, los cuales son clientes que se caracterizan por mover bajos montos, pero tener una alta transaccionalidad, adicional son clientes del segmento pyme donde se identifica que usan el canal para las transacciones básicas (Consulta de saldos, transferencias, pagos y conciliaciones). Por ende y con el objetivo de generar una mejor experiencia se propone realizar un cambio de visualización en el dashboard basado en el grupo al que pertenece el cliente, donde en este

caso se muestra un banner de acuerdo a las transacciones recurrentes para proporcionar ayudas y conocimiento del canal (Figura 17) (p. ej. Basado en el ejemplo de pagos). En esta alternativa se plantean videos explicando el funcionamiento de la transacción relevante donde el usuario se pueda capacitar y tener un mayor entendimiento del uso del canal. Adicional se propone generar venta cruzada con productos que se pueden autogestionar desde el canal de forma digital esto para mitigar impactos de cara al cliente al buscar siempre apoyo comercial, lo que generaría eficiencias a nivel interno y ventas cruzadas.

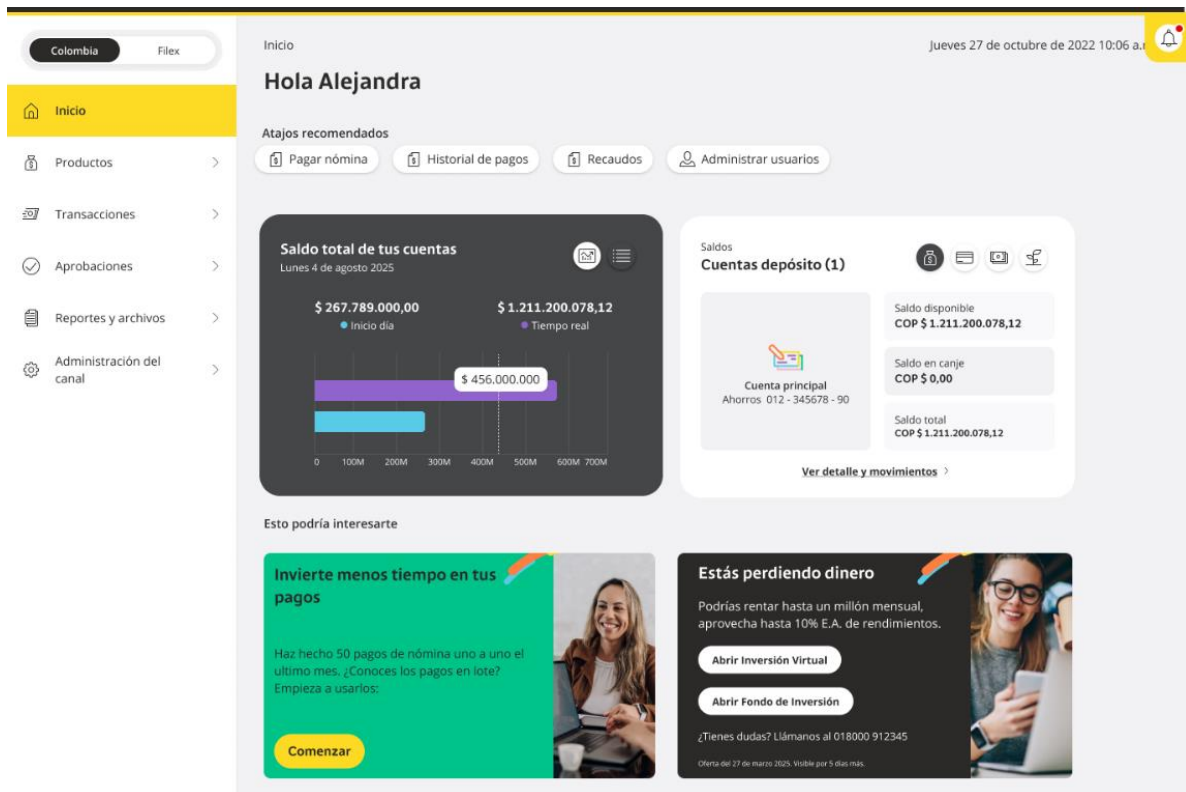


Figura 16 “Propuesta 1 (Dashboard para Cluster 0 y 2)”

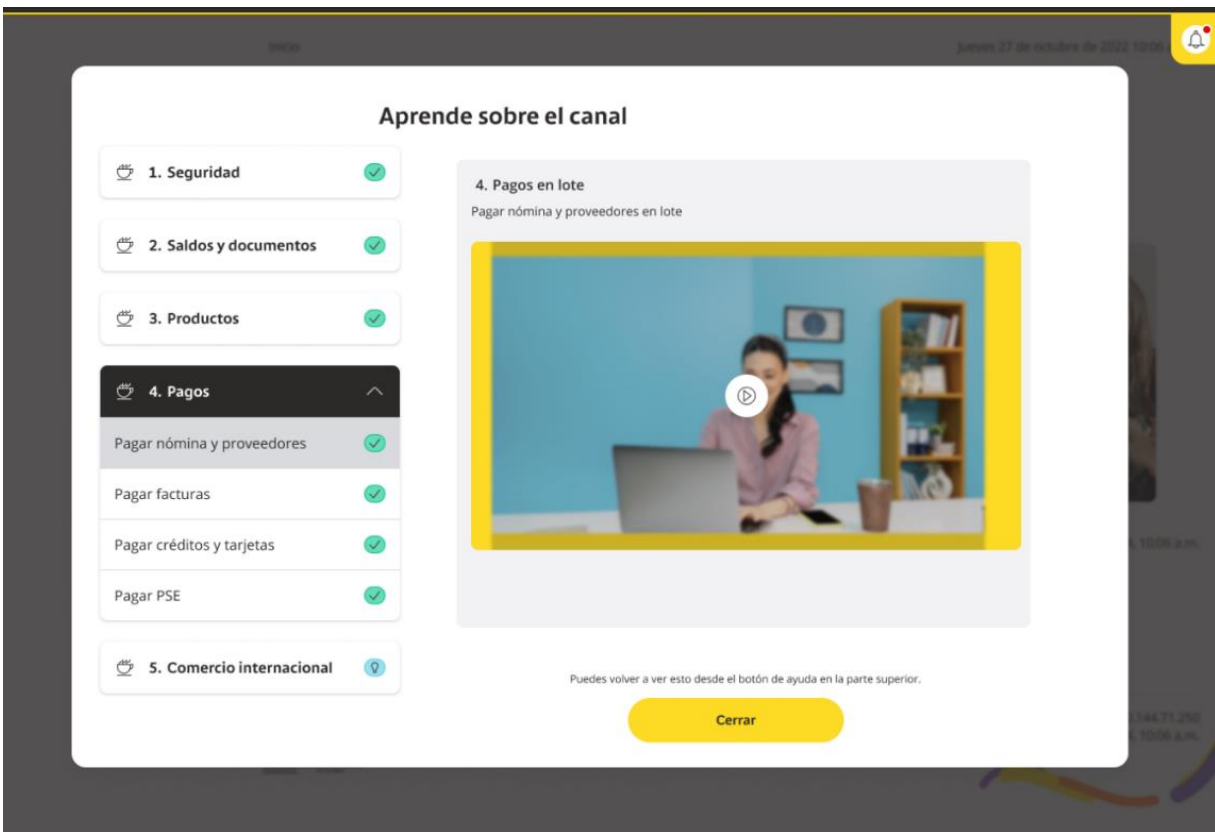


Figura 17 “Propuesta 1 (Ayudas visuales) para Cluster 0 y 2”

Propuesta 2 Segmento Medio: Esta propuesta de diseño abarca a los usuarios que pertenecen al C1-C4 y tiene el objetivo de reducir de fallas y generar un mayor control del canal (Figura 18), ya que este grupo de usuarios tiene una mayor movilización de montos y una media-alta transaccionalidad. Adicional son clientes que tienden a tener muchos más errores en cada transacción. Es importante tener en cuenta que estos clientes al tener un uso más recurrente del canal su necesidad no es el aprendizaje y contexto del canal como la propuesta anterior, esta solución se enfoca en temas de rescate y venta cruzada que actualmente solo se ofrece por medio de comerciales o asesoramiento en sucursal física para el segmento b2b.

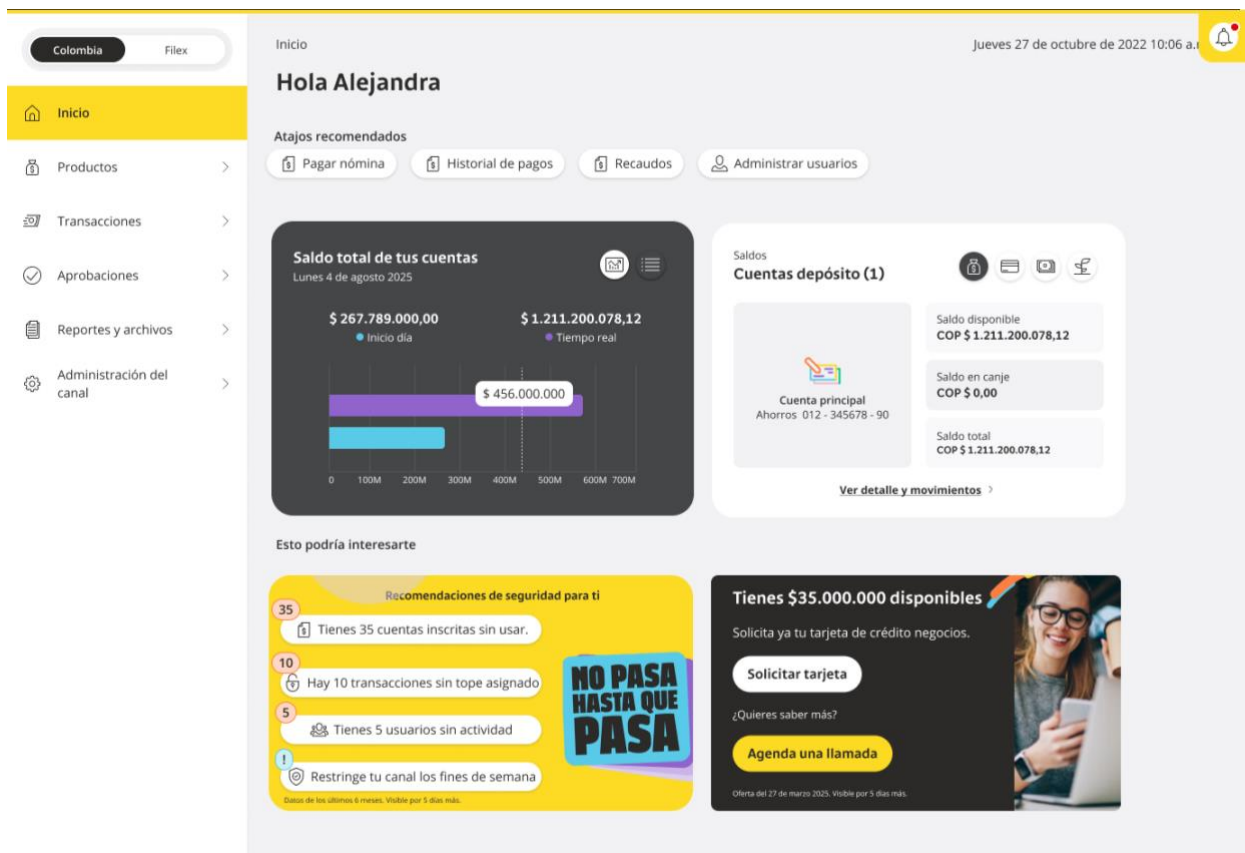


Figura 18 “Propuesta 2 (Recomendaciones y ofertas) para Cluster 1 y 4”

En esta propuesta se muestran dos modales, en el primero recomendaciones de seguridad para el usuario referente al perfil de la empresa. En el segundo modal (Figura 19) se muestran ofertas comerciales de productos que tiene disponible el cliente. Esto aporta a la entidad bancaria, en términos de venta de nuevos productos y de cara al cliente ofrece una mayor cercanía, entendimiento del usuario, pasando de una banca transaccional a relacional, enfocándose en brindar mejor calidad en la experiencia de su canal y promoviendo la seguridad de estos usuarios, los cuales por conocimiento de negocio son los más vulnerables (Por fraudes internos de cada empresa y rotación de credenciales: Estas empresas tienen delegados, lo que aumenta el riesgo de manipulación del canal. Una sola empresa puede llegar a tener más de 5 usuarios manejando una misma tesorería)

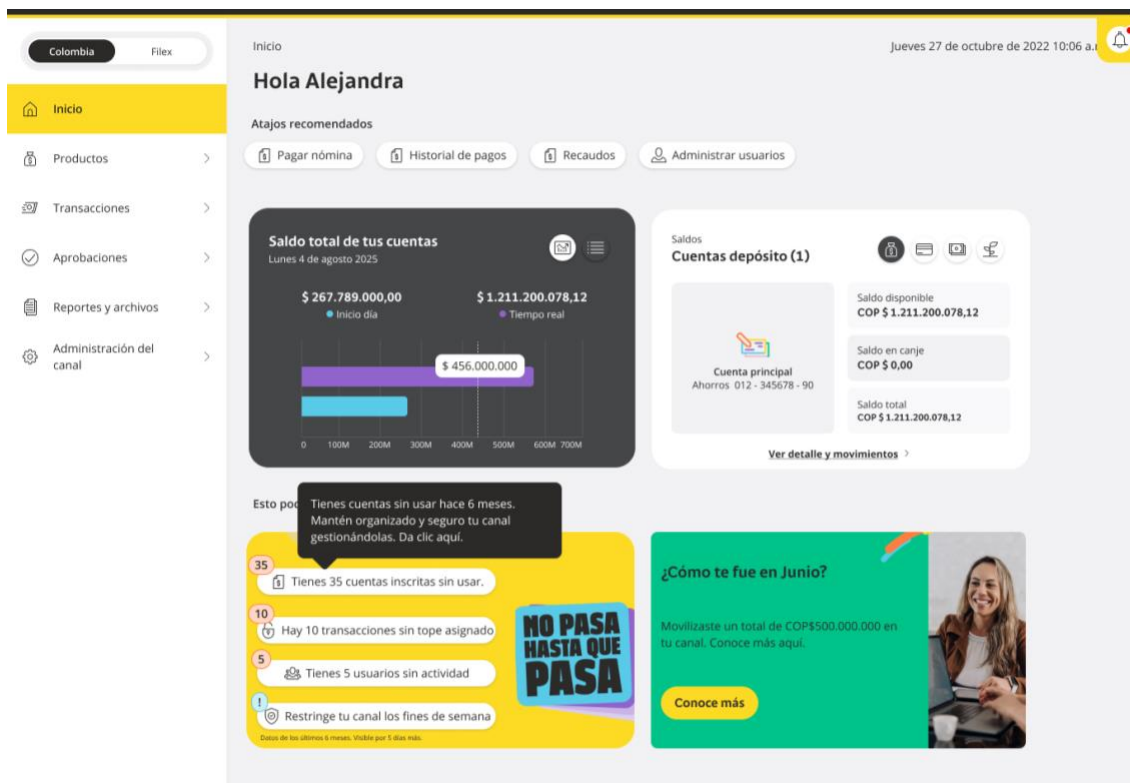


Figura 19 “Propuesta 2 (Detalle de recomendaciones) para Cluster 1 y 4”

Con el objetivo de dar claridad, en la opción de recomendaciones de seguridad se propone que al acercarse a cada ítem se dé un mayor detalle de la recomendación y redireccionarlo a la gestión de esta (Figura 19).

Adicional en caso de que el usuario no tenga ofertas comerciales disponibles, se propone mostrar la opción de visualización de control de montos movilizados, esto con la intención de ir acorde a las necesidades del cluster y generar información de valor para la compañía.

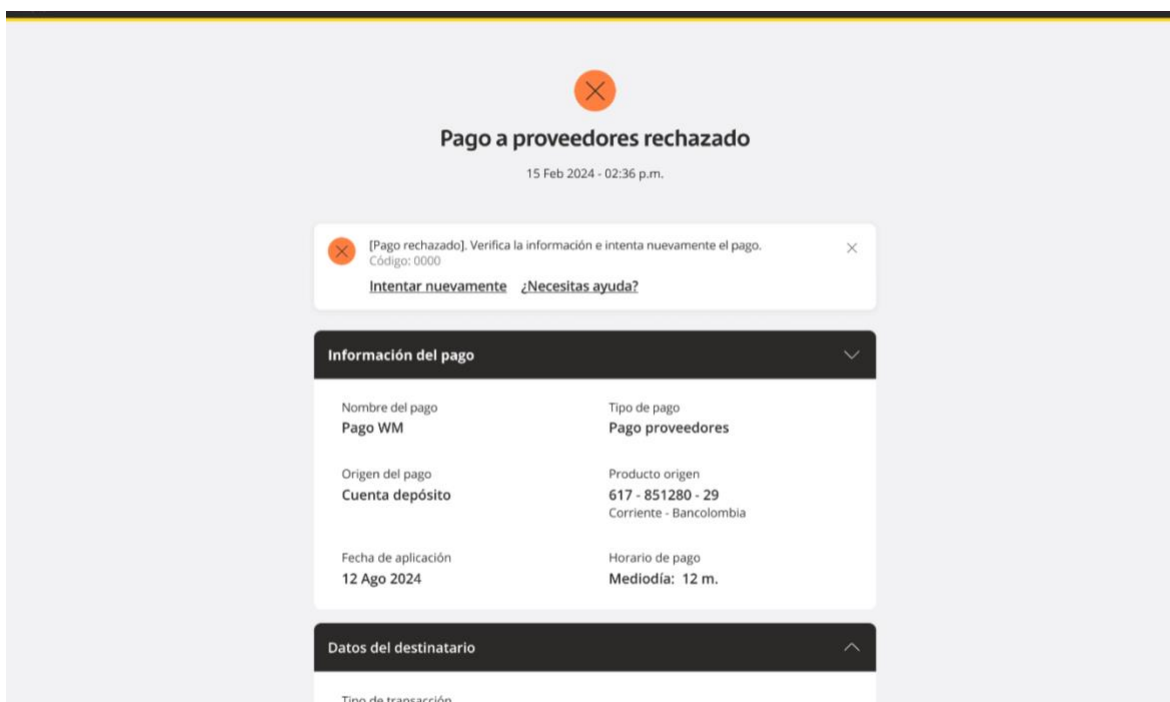


Figura 20 “Propuesta 2 (Errores) para Cluster 1 y 4”

En esta propuesta y para los clusters seleccionados, el rescate se vuelve relevante por la media-alta transaccionalidad. Con base en los comentarios recibidos por los clientes y comerciales se propone que al generar un rechazo o mensaje de error en cada transacción se muestre un modal indicándole al cliente las razones correspondientes a la falla presentada y mostrarle instrucciones de uso o redirigirlo a un contacto directo con el asesor (Figura 20). Aquí se ofrece una solución proactiva y puede llegar a mitigar las llamadas telefónicas que se realizan al banco debido a la necesidad de rescate por parte de los clientes. Esto representa eficiencias en dinero por la reducción de asesoramientos.

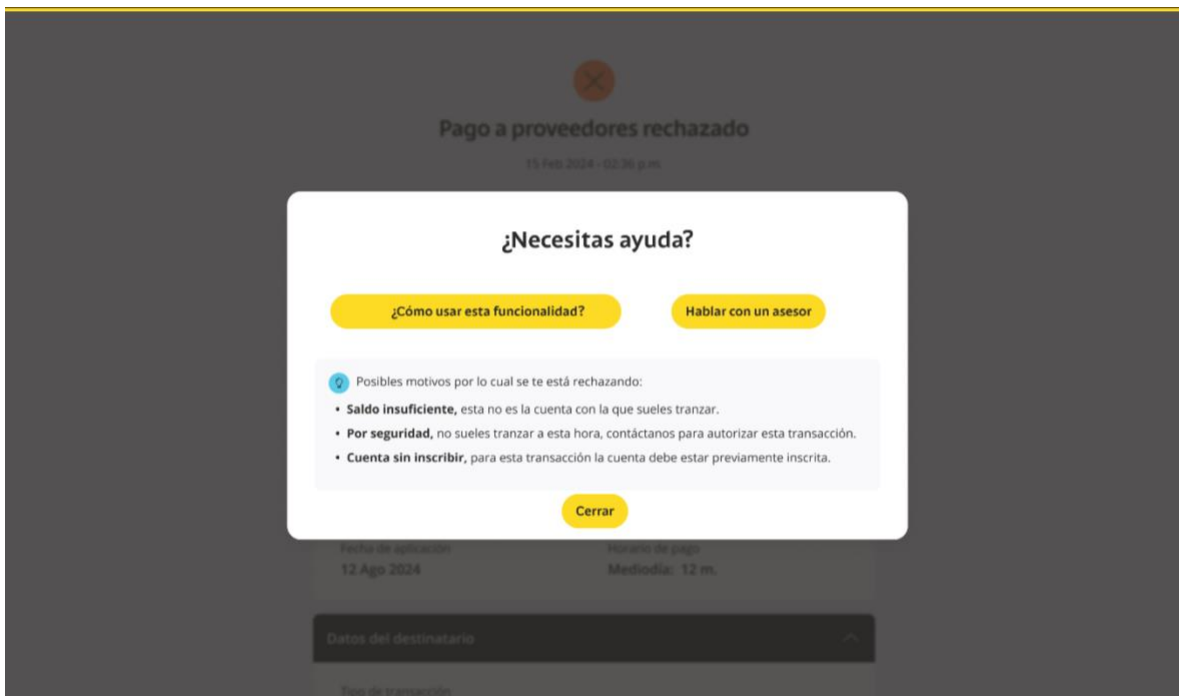


Figura 21 Propuesta 2 (Ejemplo Rescate de errores) para Cluster 1 y 4”

Propuesta 3 Segmento Especializado: Para esta propuesta se tomaron los clusters C3-C5 y se dio un enfoque en temas especializados para clientes relevantes ya que el perfil de clientes es de alta transaccionalidad y son clientes que requieren mayor acompañamiento.

En este caso se presentan clientes con el perfil de necesitar soluciones de mayor automatización de su tesorería o incluso clientes donde su comportamiento financiero está evolucionando al uso de comercio internacional (Figura 22).

En la entidad financiera existen canales de automatización de tesorería llamados “Conexiones empresariales”, estos canales se caracterizan por no tener una interfaz. Son tecnologías que se conectan directo a la ERP [43] del cliente, por lo cual toda la transaccionalidad se maneja de forma automática, disminuyendo la necesidad de intervención humana. Estos canales son utilizados principalmente por clientes con una alta demanda de pago de nómina y proveedores, por eso en esta propuesta se presenta la alternativa de venta cruzada ya que estos canales son bastante desconocidos y solo se ofertan por medio de comerciales. Lo que se busca es brindarle al cliente la posibilidad de crecer en su negocio y al banco de generar multicanalidad (Oferta de valor que el banco tiene como objetivo implementar). Adicional

para los clientes que lo requieran se ofrece asesoramiento en estos canales y en la adquisición de productos de comercio internacional.

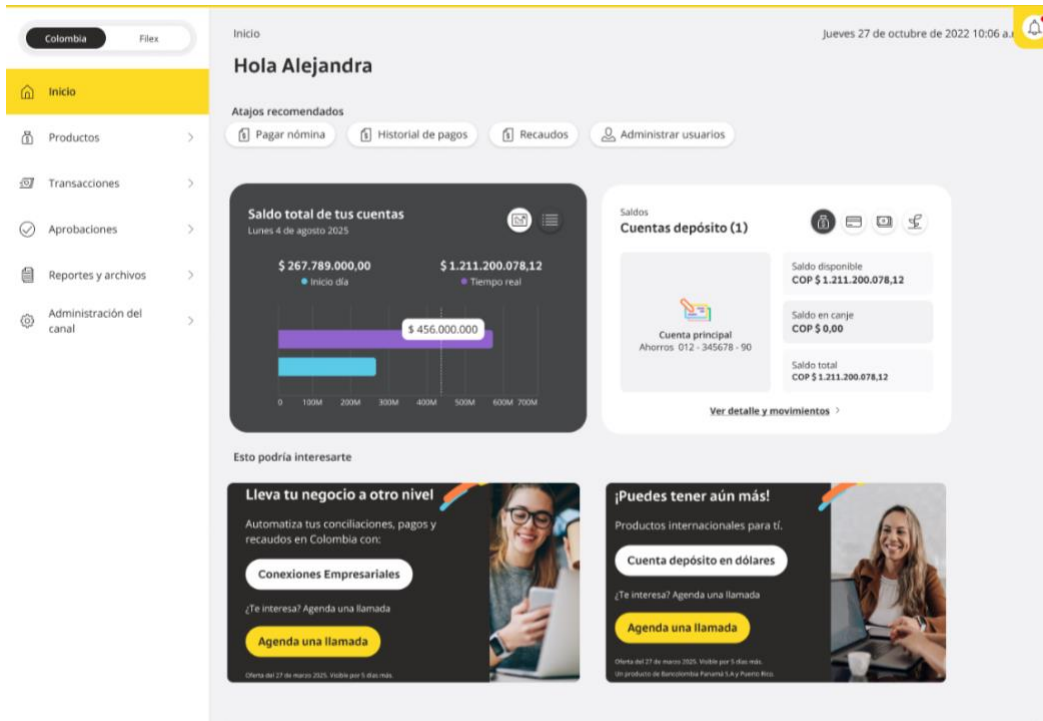


Figura 22 “Propuesta 3 (Venta Canales y Comex) para Cluster 3 y 5”

3. Validación con clientes: Para las validaciones de las propuestas se realizó un ab testing (Ver anexo 3). En esta comparación le presentamos a los usuarios la propuesta que hace parte de su cluster, y se hizo una mezcla de comparaciones con los diseños que no tenían relación con su cluster. Las combinaciones fueron las siguientes:

- Propuesta 1 (Cluster)- Propuesta 2 (Comparación)
- Propuesta 1 (Cluster)- Propuesta 3 (Comparación)
- Propuesta 2 (Cluster)-Propuesta 1(Comparación)
- Propuesta 2 (Cluster)- Propuesta 3 (Comparación)
- Propuesta 3 (Cluster)- Propuesta 1 (Comparación)
- Propuesta 3 (Cluster)- Propuesta 2 (Comparación)

Arquetipo de usuarios entrevistados:

Para el ejercicio de AB testing [39], se entrevistaron 9 empresas y 15 usuarios con el siguiente perfil:

- *Empresa 1:* Segmento Empresarial. Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa de seguros
- *Empresa 2:* Segmento Empresarial: Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa de insumos industriales
- *Empresa 3:* Segmento Pyme: Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa mayorista de maderas
- *Empresa 4:* Segmento Pyme: Esquema Superusuario: 1 Usuario entrevistado- Empresa constructora
- *Empresa 5:* Segmento Pyme: Esquema Superusuario: 1 Usuario entrevistado: Empresa Laboratorio Químico
- *Empresa 6:* Segmento Pyme: Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa distribuidora de productos alimenticios
- *Empresa 7:* Segmento Corporativo: Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantías
- *Empresa 8:* Segmento Corporativo: Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa de Fondo de inversión inmobiliaria
- *Empresa 9:* Segmento Corporativo/Gobierno: Esquema Superusuario: 1 Usuario entrevistado- Alcaldía

El perfil de las personas entrevistadas fue acorde a la necesidad ya que los usuarios seleccionados eran los encargados de la administración de la tesorería de cada empresa, es decir, las personas que utilizan el canal en la gestión de su día a día. La edad de los usuarios se encontró en un rango entre 30 y 55 años de la ciudad de Bogotá, Cali y Medellín. Debido a la dificultad en agendar espacio con este tipo de usuarios de forma presencial, las entrevistas se hicieron virtualmente.

- Propuesta 1 (Cluster)- Propuesta 2 (Comparación): *Empresa 3:* Segmento Pyme: Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa mayorista de maderas, *Empresa 5:* Segmento Pyme: Esquema Superusuario: 1 Usuario entrevistado: Empresa Laboratorio Químico

- Propuesta 1 (Cluster)- Propuesta 3 (Comparación): *Empresa 4*: Segmento Pyme: Esquema Superusuario: 1 Usuario entrevistado-Empresa constructora, *Empresa 6*: Segmento Pyme: Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa distribuidora de productos alimenticios
- Propuesta 2 (Cluster)-Propuesta 1(Comparación): *Empresa 8*: Segmento Corporativo: Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa de Fondo de inversión inmobiliaria
- Propuesta 2 (Cluster)- Propuesta 3 (Comparación): *Empresa 1*: Segmento Empresarial. Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa de seguros
- Propuesta 3 (Cluster)- Propuesta 1 (Comparación): *Empresa 6*: Segmento Pyme: Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados- Empresa distribuidora de productos alimenticios
- Propuesta 3 (Cluster)- Propuesta 2 (Comparación): *Empresa 7*: Segmento Corporativo: Esquema Control dual: 2 Usuarios entrevistados-Empresa Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantías, *Empresa 9*: Segmento Corporativo/Gobierno: Esquema Superusuario: 1 Usuario entrevistado-Alcaldía

De cada cluster se tiene las siguientes conclusiones:

Propuesta 1 (Cluster)- Propuesta 2 (Comparación): 2 Empresas entrevistadas-3 Usuarios entrevistados

- Es útil para los dos casos la opción de nuevas funcionalidades les sirve y lo valoran por desconocimiento del canal.
- Que les ofrezcan productos nuevos (Créditos, cuentas, ahorro) les parece valioso siempre y cuando se puedan gestionar por el mismo canal, si se mandan a sucursal física es indiferente para ellos la solución.
- Les gusta que sean videos, pero proponen también temas de interacción (En el canal ya se cuenta con coachmark en la mayoría de sus funcionalidades).
- De la comparación con la propuesta 2 les gusta que se muestren los errores, pero les gustaría ver que hacer, a quien llamar o en cuanto tiempo se soluciona.
- Les gustan el módulo de alertas, pero hay cosas que no entienden que pasa si no hacen eso. Les gustaría entender implicaciones.
- Entran más a la aplicación, a la web muy poco, recomiendan que en la app se visualice la opción y que se envíe la información relevante a medios como whatsapp.

- Para los casos que no tienen delegados no le ven valor a la propuesta 2, ya que no usan el módulo administrativo. Les gustaría entender cómo funciona.

Propuesta 1 (Cluster)- Propuesta 3 (Comparación): 2 Empresas entrevistadas-3 Usuarios entrevistados

- Les gustan las recomendaciones de nuevas funcionalidades para optimizar tiempos.
- Les gustan los videos, pero proponen que tengamos otra alternativa que lleve menos tiempo.
- No le interesa nada que ver con dólares, aun no llegan a ese nivel. No entienden que son Conexiones empresariales, les gustaría mayor explicación. Proponen brochures o algo enviado por whatsapp o llamada, que sea a elección de ellos.
- No le ven tanta relevancia a la propuesta 3 para su perfil.

Propuesta 2 (Cluster)- Propuesta 1 (Comparación): 1 Empresa entrevistada- 2 Usuarios entrevistados

- Consideran relevante el asesoramiento en el uso de nuevas funcionalidades. Muchos usuarios pueden no conocer al 100% el canal.
- Las ofertas comerciales son importantes siempre y cuando solo les salgan a los usuarios titulares del canal, esto por temas de seguridad y porque son las personas autorizadas para la gestión.
- Les gusta el tema de rescate, siempre y cuando se pueda solucionar al momento o tengan alguien que los ayude de inmediato.
- Las recomendaciones son de valor para tener mayor control del canal.

Propuesta 2 (Cluster)- Propuesta 3 (Comparación): 1 Empresa entrevistada- 2 Usuarios entrevistados

- Les gusta la opción de alertas, les parece relevante, pero proponen que se les brinde la alternativa de accionar (¿Que deben hacer con eso?). Recomiendan tener más detalle.
- Los errores en las transacciones son valiosos, pero les gustaría que les dijera que hacer o a quien llamar y que avisen cuando se soluciona.
- Le interesa el tema de dólares, pero no entiende lo de conexiones empresariales, sería bueno tener mayor detalle de que significa para la empresa esta solución.

Propuesta 3 (Cluster)- Propuesta 2 (Comparación): 1 Empresa entrevistada- 2 Usuarios entrevistados

- Les parece valioso lo de conexiones, pero a simple vista no se entiende que es, les gustaría más detalle.
- Consideran relevante los temas de comercio internacional. Este tipo de clientes tienen asesor comercial. Si tienen dudas le escriben directamente a whatsapp. Para usuarios con asesor sobra el contactar, pero si es relevante la oferta.
- Les gusta la solución de errores, les parece que genera valor como rescate, mitiga el hacerlos llamar a la línea telefónica.
- No les ven relevancia a los videos en el error, ellos entrenan a su personal internamente antes de usar el canal
- Les gustan las opciones de alertas, que pasa si no lo gestionan. Incluir descripción o ayudas.

Propuesta 3 (Cluster)- Propuesta 1 (Comparación): 2 Empresas entrevistas-3 Usuarios entrevistados

- No les interesa temas de comercio internacional, pero puede que otras ofertas sí, para el segmento gobierno se tiene un protocolo diferente con comerciales por medio de ofertas con carta firmada.
- Le gusta lo de Conexiones empresariales, pero detallar más en que significa y que implica.
- Le gusta lo de pagos, hay funcionalidades que no conocen y dependiendo de su perfil puede ser relevante.

4.Evaluación de entrevistas y resultados: De acuerdo con las entrevistas donde se implementó la metodología ab testing [39] para realizar comparación entre la propuesta del cluster al que pertenecía el usuario versus las otras propuestas de los clusters (Figura 15 a 21) de los cual no hacia parte, se hizo un análisis de las respuestas de 9 empresas y 15 usuarios. Esta estrategia permitió evidenciar la pertinencia de la propuesta realizada para cada cluster y que tanto se adaptaban a las propuestas que no le correspondían.

Resultados cuantitativos:

Teniendo esto como premisa se generaron resultados individuales y el promedio general (Tabla 3). Los valores de cada propuesta representan la tasa de aprobación de los usuarios entrevistados con la

alternativa que se adaptaba a su cluster y la tasa de aprobación de las alternativas con las que se compararon. Se tomó la variable original (Preferencia: relacionada a la pregunta ¿Cuál opción le resulto más interesante o de valor para su empresa? Ver anexo 3) y se convirtió en variable dicotómica (Favorable 1) (No favorable 0), se realizó un conteo de la cantidad de veces que cada propuesta recibió favorabilidad y se convirtió esta frecuencia en porcentaje para compararlas. Esto permitió realizar una transformación del insumo cualitativo en una métrica calificable basada en la frecuencia relativa de respuestas positivas de cada propuesta, de esta forma, se obtuvo el porcentaje de aceptación o preferencia por propuesta, lo que permitió realizar una comparación entre las alternativas evaluadas.

Esto genera como resultado que en promedio la propuesta original tiene una tasa de aceptación del 90% lo que indica favorabilidad (Percepción de valor) para la propuesta a la cual pertenecieron originalmente y para la propuesta con la que se comparó, un 60% aceptación. Teniendo como resultado final una aprobación superior de la propuesta original de 30% más a la propuesta de comparación.

Validación	1	2	3	4	5	6	Promedio
Propuesta original	100%	100%	100%	100%	50%	66,67%	90%
Propuesta comparación	66,67%	0%	100%	0%	100%	100%	60%

Tabla 3 “Resultado de comparación de propuestas”

Validación 1: Propuesta 1 (Cluster)- Propuesta 2 (Comparación): 2 Empresas entrevistadas-3 Usuarios entrevistados

De 3 usuarios, 3 más valoran su propuesta original: El 100% visualizan valor y se sienten interesados por la propuesta original.

De 3 usuarios, 1 usuario no le ve valor a la propuesta de comparación: El 66,67% le ve valor a la propuesta de comparación.

En conclusión, para este tipo de usuarios es útil las propuestas 1 y 2. Sin embargo es importante dar mayor detalle en la información de la propuesta 2 (Figura 18).

Validación 2: Propuesta 1 (Cluster)- Propuesta 3 (Comparación): 2 Empresas entrevistas-3 Usuarios entrevistados.

De 3 usuarios, 3 valoran su propuesta original: El 100% visualizan valor y se sienten interesados por la propuesta original.

De 3 usuarios, 3 usuarios no le ven relevancia a la propuesta 3. Para este tipo de usuarios no es importante temas relacionados con conexiones empresariales ni comercio internacional, esto valida las agrupaciones que realizo el modelo y la propuesta generada, ya que son usuarios que tienen un perfil de menor complejidad y aún no están al nivel de adquirir este tipo de productos de la entidad financiera.

Validación 3: Propuesta 2 (Cluster)- Propuesta 1 (Comparación): 1 Empresa entrevistada- 2 Usuarios entrevistados.

De 2 usuarios, 2 consideran valiosa su propuesta: El 100% considera de valor la propuesta asignada a su cluster.

Como conclusión de esta validación se evidencio que los usuarios control dual valoran más las recomendaciones de seguridad del módulo administrativo.

De 2 usuarios, 2 usuarios consideran valiosa la propuesta 1 porque no todos sus usuarios conocen al 100% el canal.

Validación 4: Propuesta 2 (Cluster)- Propuesta 3 (Comparación): 1 Empresa entrevistada- 2 Usuarios entrevistados

De 2 usuarios, 2 valoran su propuesta: 100% aprobación por parte de los usuarios.

De 2 usuarios, 2 usuarios no entienden que son conexiones empresariales y no les genera valor.

Como conclusión en todas las comparaciones, el resultado de la propuesta 2 es generar un accionable de las recomendaciones y para la propuesta 3 dar más detalle de que es Conexiones empresariales ya que los usuarios no conocen la terminología y porque esto les genera valor (Figura 22).

Validación 4: Propuesta 3 (Cluster)- Propuesta 2 (Comparación): 1 Empresa entrevistada- 2 Usuarios entrevistados.

De 2 usuarios, 2 usuarios no entienden a simple vista que es conexiones, le ven relevancia al tema de comercio internacional, es decir validan la propuesta en un 50% teniendo en cuenta que la propuesta se compone de 2 opciones (Comercio internacional y conexiones empresariales) (Figura 22).

De 2 usuarios, 2 ven relevante la propuesta 2, les gustaría ver que sigue o que deben accionar o que exista algún rescate proactivo al igual que en la validación anterior.

Validación 6: Propuesta 3 (Cluster)- Propuesta 1 (Comparación): 2 Empresas entrevistas-3 Usuarios entrevistados.

De 3 usuarios, a 2 usuarios les gusta la propuesta de conexiones empresariales. El 100% necesita más contexto del término conexiones empresariales.

De 3 usuarios, a 3 les gusta la propuesta 1, lo ven relevante para los usuarios nuevos o quienes lo requieran.

En estas validaciones y teniendo presente que el 100% de los usuarios siente favorabilidad por la propuesta a la cual pertenecía se valida que los diseños cumplen con las expectativas del negocio y de los usuarios. Estas propuestas son relevantes de cara a la entidad financiera ya que proporcionan soluciones que apuntan a pilares estratégicos que se tienen planteados a futuro p. ej. Pasar de ser una entidad transaccional a ser una entidad relacional. El resultado de propuestas que le apuntan a la personalización es mejorar la cercanía con los usuarios finales y a nivel interno proporciona soluciones que generan ingresos directos e indirectos a partir de venta cruzada de nuevos productos y de disminución de soportes operativos de atención en asesorías, lo que por ende genera eficiencias internas. Un ejemplo claro es la propuesta 2 (Figura 20), donde se mitigaría al menos un 60% de las llamadas relacionadas a la transacción de pagos (Transacción más relevante en el canal) al mostrar la razón de la declinación o rechazo de la transacción.

Resultados cualitativos:

1. Se visualiza que la mayoría de los usuarios valoran las recomendaciones basadas en su perfil, lo que les permite vivir una experiencia más cercana con la entidad financiera.
2. Los usuarios destacan como una solución de valor, que se les oferte productos y no sean ellos los que deban acudir a una sucursal o a su comercial, simplificando los procesos que hoy viven.
3. Se destaca que se facilita el entendimiento del canal con las soluciones propuestas de videos o insumos de conocimiento del canal, esto mitiga el hecho de estar llamando a la línea telefónica o requerir atención contaste por parte del personal de la entidad financiera.

4. Se considera visualmente llamativo y que va acorde con la estética del canal.
5. Para los usuarios es relevante que la terminología que se maneja en la interfaz del canal digital sea de fácil entendimiento o en su defecto se tengan ayudas visuales donde se explique en que consiste y porque les genera valor la oferta presentada.
6. Las propuestas se perciben de manera satisfactoria por los usuarios y consideran relevante la información presentada.
7. Algunos usuarios consideran relevante en la propuesta 2 (Figura 18), llevar a accionables, es decir redirigirlos donde debe hacerse la configuración de la recomendación y explicar porque es importante o relevante para el usuario las recomendaciones que se están presentando.

Es importante tener en cuenta que las propuestas pueden tener diferentes alcances, por lo cual se propone la siguiente estrategia con el fin de que sea logvable para la entidad financiera en un corto plazo:

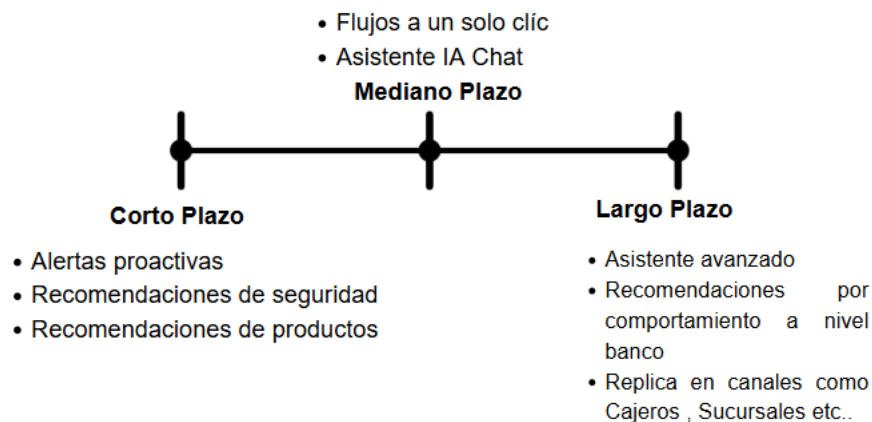


Figura 23 “Estrategia de plazos para implementación del modelo”

5.Diseño técnico: Basados en el modelo de perfilamiento y en las propuestas realizadas se diseña la siguiente propuesta técnica con el fin de que sea implementado a futuro por la entidad financiera. (Este modelo fue validado con un experto técnico de la entidad para garantizar viabilidad).

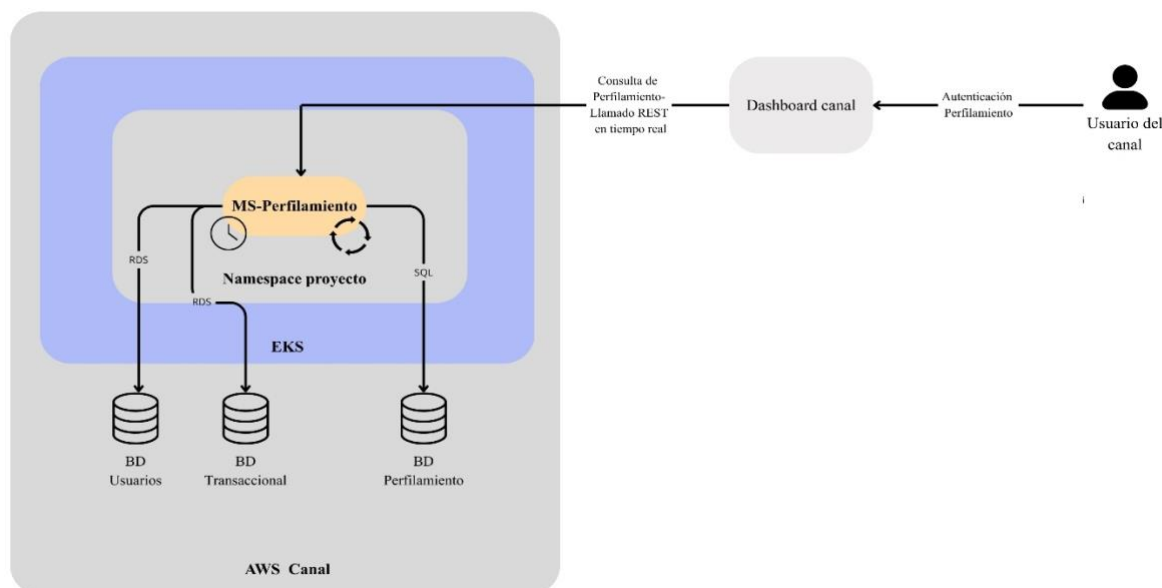


Figura 24 “Diseño técnico Microservicio del modelo”

El diseño está basado en la infraestructura técnica del banco. En la cuenta de aws del canal digital se alojan actualmente la Base de datos de usuarios y la base de datos transaccional. En aws se aloja el EKS (Elastic Kubernetes Service) [41] que es el cluster de nube donde se realizan los despliegues, y finalmente el namespace (Separa recursos en el EKS). En el namespace se alojará un microservicio llamado MS-Perfilamiento.

El microservicio tendrá una conexión RDS [42] a las bases de datos y se generará un procesamiento interno a partir de la conexión con las dos bases de datos en tiempo real. También se creará una base de datos llamada “DB perfilamiento” donde se aloje la información que sea creada por el modelo para el perfilamiento de los clientes ejm: Número de documento, segmento, user, productos sugeridos, montos. Esta perfilación es relevante ya que dependiendo de ese resultado se le mostrarán al cliente las alternativas que se acomoden a su cluster al ingresar al canal.

El funcionamiento del microservicio contine los siguientes pasos:

- Cuando el cliente ingrese al canal, en la consulta del microservicio de autenticación objetiva se hará un llamado al MS perfilamiento.
- Una vez el MS perfilamiento haga la consulta en la DB perfilamiento, cuando el cliente visualice el dashboard del canal, encontrará las opciones adecuadas a su perfil.

- En caso de que el cliente evolucione y cambie de segmento o se modifiquen montos y deba pertenecer a un cluster diferente, al ser un microservicio que llama información en tiempo real, el cliente siempre visualizará la información que mejor se adecue a él.

9. RECOMENDACIONES

Basados en los resultados de las entrevistas se proponen las siguientes iteraciones en función de mejorar la experiencia propuesta:

- *Múltiples ayudas:* Para las propuestas que incluyen ayudas visuales para potencializar el conocimiento del canal poner la opción de videos o texto. Esto para que se adapte a las preferencias de los usuarios.
- *Mejorar visibilidad:* Para los usuarios fue de gran valor la propuesta donde se le indica al cliente funcionalidades del canal que desconoce (Figura 16), pero con el fin de simplificar la experiencia y lograr que el usuario tome acción en el momento de estar realizando la transacción, se propone mostrar las recomendaciones directamente en el uso de la funcionalidad. p. ej. El usuario está realizando un pago manual, indicarle que existe pago en lote y mostrarle como usarlo.
- *Accionables en las recomendaciones:* Con el fin de generar acciones en la propuesta 2 (Figura 18), enseñarles cómo gestionar las recomendaciones de seguridad y mostrarles que implica el no realizarlas (Consecuencias, ejm: Mayor exposición a fraudes internos).
- *Venta cruzada con productos adicionales:* Para la propuesta 2 (Figura 18), para la adquisición de productos permitir que el usuario pueda consultar si tiene disponibilidad de algún producto adicional.
- *Lenguaje de términos técnicos:* Es importante tener presente que no todos los usuarios conocen la terminología de la entidad bancaria, es importante mantener un lenguaje simple y para términos específicos como “Conexiones empresariales” (Figura 22) tener ayudas que permitan el entendimiento de los usuarios.
- *Múltiples canales de contacto:* Es importante mantener los métodos de comunicación que actualmente se tienen en el canal, pero se recomienda ampliar estas herramientas con el fin de tener mayor cercanía con los clientes y genera mayor facilidad en el contacto. p. ej. Para la propuesta 3 (Figura 22), permitir contacto por whatsApp.

- *Recomendar próxima acción:* Para la propuesta 3 (Figura 22), en caso de que el usuario no tenga productos de comercio internacional, explicar cómo funciona y que debe hacer para adquirirlos.
- *Restricciones para segmento gobierno:* Es importante tener presente que de acuerdo con lineamientos de la entidad financiera se debe restringir la publicación de ofertas comerciales para segmento gobierno, solo se debe visualizar por titulares que tengan marcación de representantes legales, esto se debe a restricciones de la superintendencia financiera y a que son segmentos con un acompañamiento personalizado.
- *Implementación del modelo en producción:* Se debe garantizar la calidad de la data, es importante hacer un barrido previo de las bases de datos del canal ya que actualmente se tienen diferentes repositorios y la calidad se ve alterada por las diferentes fuentes que consulta, estas bases de datos se deben centralizar
- *Incluir app en producción:* Es fundamental tener en cuenta que los diseños propuestos deben ser replicados en app y web responsive, ya que muchos de los usuarios del canal hacen mayor uso del celular para el manejo de su canal, lo que hace fundamental replicar esto en esos canales.
- *Métricas en producción:* Una vez implementado el modelo en el canal es relevante generar un taggeo que me proporcione métricas de la usabilidad de las opciones presentadas y que permita hacer la identificación de los cambios en percepción del usuario en el canal.

10. CONCLUSIONES

Este proyecto es el resultado de la implementación de un caso aplicado para una entidad financiera de Colombia, donde a partir de un modelo basado en patrones de comportamientos de usuarios usando algoritmos de aprendizaje de máquinas se generaron propuestas de personalización en un canal digital. Para esto se utilizaron 2 metodologías mencionadas previamente que permitieron tener como resultado propuestas de diseño que se adaptaron a cada perfil de un grupo específico de clientes, generando una favorabilidad de 90%, es decir 30% más de percepción de valor en relación con la propuesta de comparación, por ende, se concluye que la solución presentada mejora la experiencia de los usuarios con referencia a la opción actual del canal.

En la generación del modelo se tomó data de 6 meses con el total de clientes del canal, lo cual contenía 9 millones de registros, esto generó como resultado una alta confiabilidad en el modelo, capturando patrones de uso, dando como resultado 6 (k) clusters, lo que indica que se mantuvieron grupos bien definidos permitiendo una segmentación clara. Adicional, como resultado los clusters quedaron bien separados permitiendo que cada grupo representará un perfil específico lo cual facilita el diseño de soluciones con mayor personalización. Para la entidad bancaria el resultado de este modelo facilita la precisión en toma de decisiones generando un impacto final en la experiencia del cliente de forma positiva.

Los resultados obtenidos con los clientes en la validación de AB testing dan favorabilidad a la propuesta generada para el grupo al que pertenecen originalmente, sin embargo en la comparación se identificó que las propuestas de comparación tienen un 60% de favorabilidad, este porcentaje disminuyó drásticamente en la comparación de las propuestas 1 y 2 con la 3, esto debido a que los clientes de la propuesta 3 tienen un perfil mucho más complejo y avanzado, por lo cual para los usuarios que pertenecen al cluster de la propuesta 1 y 2 no es de valor esta propuesta. Para los usuarios de la propuesta 1 y 2 en algunos casos podrían ser relevante presentar la otra alternativa. Pero con esto se concluye que la segmentación se realizó correctamente y las propuestas realizadas se presentaron al grupo para el cual son de valor.

11. REFERENCIAS

- [1] Samara, E Yatim, P, “Financial Innovation in the Digital Age: A Bibliometric Analysis of FinTech's Impact on Financial Performance”, en: *Big Data in Finance: Transforming the Financial Landscape*, B. Alareeni, 2 Ed. Cham, Suiza: Springer Cham, 2025, pp 563-575.
- [2] M. Y. Cheng y Y. Qu, “Does bank FinTech reduce credit risk? Evidence from China,” *Pacific-Basin Finance Journal*, vol. 63, pp. 1–24, 2020.
- [3] T. Y. Cho y Y. S. Chen, “The impact of financial technology on China’s banking industry: An application of the metafrontier cost Malmquist productivity index”, *North American Journal of Economics and Finance*, vol. 57, p. 101414, 2021.
- [4] KPMG, “Impacto de las Fintech en las entidades financieras”, KPMG.
<https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/ar/pdf/kpmg-paper-impacto-fintech-en-entidades-financieras-nov-2017.pdf>. Consultado el: (10 de abril de 2025)
- [5] I. Anagnostopoulos, "Fintech and regtech: Impact on regulators and Banks", *Journal of Economics and Business*, vol. 100, pp.7-25, 2018
- [6] V.Thakor, “Fintech and banking: What do we know?”, *Journal of financial intermediation*, vol. 41, No. 100833, Enero, 2020.
- [7] I. Romanova y M. Kudinska, “Banking and fintech: A challenge or opportunity?”, *Contemporary Studies in Economic and Financial Analysis*, vol. 98, pp 21-35, 2016.
- [8] Dasilas y G. Karanovic, “The impact of Fintech firms on bank performance: evidence from the UK”, *Euromed Journal of Business*, vol. 20, no. 1, pp 244-258.
- [9] M. Christensen, *The Innovator's Dilemma: When New Technologies Cause Great Firms to Fail*. Boston, Estados Unidos: Harvard Business Review Press, 1997.

- [10] M. Leo, S. Sharma y K.Maddulety. (2019). “Machine Learning in Banking Risk Management: A Literature Review”. *Risks*, vol. 7, no. 1, pp. 1–22, 2019.
- [11] W. Arner, J. Barberis, y R. Buckley, “FinTech, RegTech and the Re-conceptualization of Financial Regulation,” *Northwestern Journal of International Law and Business*, vol. 37, no. 3, pp. 371–413, 2017.
- [12] J. Jagtiani y K. John, “FinTech – Impact on Consumers, Banking and Regulatory Policy”, *Journal of economics and business*, vol. 101, no. 1, pp. 1-78, Diciembre, 2018.
- [13] Z.Jinsong, L. Xinghao, Y. Chin-Hsien, S. Chen y , C, “Lee Riding the FinTech innovation wave: FinTech, patents and bank performance”, *Journal of International Money and Finance*, vol.122, no. 102552, pp 1-10, Abril, 2022.
- [14] N. Shakbek, “How Traditional Financial Institutions have adapted to Artificial Intelligence, Machine Learning and FinTech”, *Sciendo*, vol 16, no. 1, pp. 836-848, Agosto, 2022.
- [15] H. Bollaert, F. Lopez-de-Silanes y A. Schwienbacher, "Fintech and access to finance," *Journal of Corporate Finance*, vol. 68, no. 101941, Junio, 2021.
- [16] J. Porfirio, J. Felicio y T. Carrilho, “Factors affecting digital transformation in banking”, *Journal of Business research*, vol. 171, no. 114393 , Enero, 2024.
- [17] C. Buck, J. Clarke, R. Oliveira, K. Desouza, y P.Maroufkhani, “Digital transformation in asset-intensive organisations: The light and the dark side”, *Journal of Innovation & Knowledge*, vol. 8, no 100335, Junio, 2023.
- [18] J. Cha, T. Hwang, S. Gregor “An integrative model of IT-enabled organizational transformation: A multiple case study”, *Emerald Group Holdings Ltd*, vol. 53, no. 8, pp. 1755-1770, Septiembre, 2015.

- [19] M. Al Rifai y Y. AlBaker, "The role of financial technology in enhancing financial inclusion: A regulatory perspective on current industry trends," *Corporate & Business Strategy Review*, vol. 6, no. 1, pp. 43–50, 2025.[En línea]. Disponible en: cbsrv6i1art4 (1).pdf
- [20] C. Chedrawi, Y. Atallah y S. Osta, "Big Data in the Banking Sector from a Transactional Cost Theory (TCT) Perspective—The Case of Top Lebanese Banks", en 4th International conference on Information and Communication Technologies in Organizations and Society, Nanterre, 2018, pp 391-405.
- [21] A. Martínez Ortiz, L. A. Zuleta, M. Misas, L. Jaramillo, A. Gaviria y A. Rodríguez, *La competencia y la eficiencia en la banca colombiana*. Bogotá, Colombia: Fedesarrollo, Asobancaria, 2016.
- [22] C. Daude y J. Pascal, "Efficiency and Contestability in the Colombian Banking System", en OECD Economics Department Working Papers, 2015, pp. 55.
- [23] T. Hess, A. Benlian, C. Matt y F. Wiesbock, "Options for formulating a digital transformation strategy", *Indiana University*, vol. 15, pp 123-139, 2016.
- [24] T. Babina, A. Fedyk, A. He y J. Hodson, "Artificial intelligence, firm growth, and product innovation", *Journal of Financial Economics*, vol. 151, no. 103745, Enero, 2024.
- [25] C. Hottman, S. Redding y D. Weinstein, "Quantifying the sources of firm heterogeneity", *Journal of Economics*, vol 131, no 3, Agosto, 2016.
- [26] M. Al Rifai y Y. AlBaker, "The role of financial technology in enhancing financial inclusion: A regulatory perspective on current industry trends," *Corporate & Business Strategy Review*, vol. 6, no. 1, pp. 43–50, 2025.[En línea]. Disponible en: cbsrv6i1art4 (1).pdf
- [27] E. Brynjolfsson y K. McElheran, "The rapid adoption of data-driven decision-making", *American Economic Association*, vol 106, pp 133-139 Mayo, 2016

- [28] M.Feliciano, N. Ameen, M. Kotabe, J.Paul y M. Signoret, “Is digital transformation threatened? A systematic literature review of the factors influencing firms’ digital transformation and internationalization”, *Journal of Business Research*, vol. 157, Marzo, 2023.
- [29] C. Rubinstein, *Design Thinking en Acción: Enciende la chispa de la transformación en tu organización*. Buenos Aires, Argentina: Ediciones Granica, 2020.
- [30] J. Liedtka, A. King, y K. Bennett, *Solving Problems with Design Thinking: Ten Stories of What Works*. Boston, Estados Unidos: Harvard Business Review Press, 2013. [En línea]. Disponible: [solvingproblemswithdesignthinking_preview.pdf](#) [Acceso: 10 de marzo de 2025]
- [31] IBM, “Conceptos básicos de ayuda de CRISP-DM”, IBM. Consultado: el 4 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/saas?topic=modeler-help-crisp-dm>
- [32] S.Ray, “A Comprehensive Guide to Data Exploration”, *Analytics Vidhya*, Mayo 1, 2025. [En línea]. Disponible en <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/01/guide-data-exploration/#h-stages-of-data-exploration>
- [33] N. Halder, “*In-Depth Guide to Data Exploration: Techniques, Visualization, and Best Practices*”, Medium, Oct. 16, 2023 [En línea]. Disponible en: <https://medium.com/@HalderNilimesh/in-depth-guide-to-data-exploration-techniques-visualization-and-best-practices-eddb8f839aa9>
- [34] M. Mitul, “*Organised Preprocessing for Pandas Dataframe*”, Analytics Vidhya. Jul. 8, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/01/guide-data-exploration/#h-stages-of-data-exploration>
- [35] Chyun, “*Data Preprocessing Methods with Scikit-Learn-Python*”, Medium, Jul. 12, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://medium.com/@chyun55555/data-preprocessing-methods-with-scikit-learn-python-98437e8d93cb>

[36] J.I. Bagnato, “*K-Means en Python paso a paso*”. Aprende Machine learning, Mar.12,2018. [En línea]. Disponible en: <https://www.aprendemachinelarning.com/k-means-en-python-paso-a-paso/>

[37] D. kharkar, “*K-Means Clustering Algorithm*”, Medium, Jun. 11, 2023 [En línea]. Disponible en: <https://medium.com/@dishantkharkar9/k-means-clustering-algorithm-ce4fbcac8fb0>

[38] R. Bender-Salazar, “Design thinking as an effective method for problem-setting and needfinding for entrepreneurial teams addressing wicked problems”, *Journal of Innovation and Entrepreneurship*, vol. 12, no. 24, Abr. 2023. [En línea]. Disponible en: <https://innovationentrepreneurship.springeropen.com/articles/10.1186/s13731-023-00291-2>

[39] “*A/B Testing*”, Interaction design foundation. Accedido: Oct. 4, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.interaction-design.org/literature/topics/a-b-testing?srsId=AfmBOoqvmNY4ZZiqI35eYGSQTKWNQRF5e06vumsrrdniRmsn2kgxwqal>

[40] “*Codificación de características para variables categóricas,*” 4Geeks academy. Accedido: Oct. 8, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://4geeks.com/es/lesson/codificacion-de-caracteristicas-para-variables-categoricas>

[41] “¿Por qué elegir Amazon EKS?,” Amazon Web Services. Accedido: Nov. 3 , 2025 [En línea]. Disponible en: [https://aws.amazon.com/es/eks/#:~:text=Amazon%20Elastic%20Kubernetes%20Service%20\(Amazon,de%20datos%20en%20las%20instalaciones](https://aws.amazon.com/es/eks/#:~:text=Amazon%20Elastic%20Kubernetes%20Service%20(Amazon,de%20datos%20en%20las%20instalaciones)

[42] “Conexión a una instancia de bases de datos de Amazon RDS,” Amazon Web Services. Accedido: Nov. 3, 2025. [En línea]. Disponible en: https://docs.aws.amazon.com/es_es/AmazonRDS/latest/UserGuide/CHAP_CommonTasks.Connect.html

[43] “¿Qué es ERP?,” SAP. Accedido: Nov. 3, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.sap.com/latinamerica/products/erp/what-is-erp.html>

- [44] “*Digital Personalization of a Bank Services as a Tool for Managing Consumer Behavior*,” en *Proceedings of the International Scientific Conference "Digital Future: Science, Education, and Innovative Development of Socio-Economic Systems"*, Springer, pp. 523-531, septiembre 2025. [En línea]. Disponible en: https://doi.org/10.1007/978-3-031-99598-9_74
- [45] IBM, “¿Qué es Clustering?,” IBM. Accedido: nov. 3, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.ibm.com/es-es/think/topics/clustering>
- [46] GeeksforGeeks, “Clustering in Machine Learning,” GeeksforGeeks. Accedido: nov. 3, 2025 [En línea]. Disponible en: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/clustering-in-machine-learning/>
- [47] Google Developers, “Algoritmos de agrupamiento en clústeres,” Google Developers. Accedido: nov. 4, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://developers.google.com/machine-learning/clustering/clustering-algorithms?hl=es-419>
- [48] IBM, “K- means clustering,” IBM. Accedido: nov. 4, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.ibm.com/think/topics/k-means-clustering#:~:text=K%2Dmeans%20is%20an%20iterative,the%20characteristics%20of%20the%20data>
- [49] GeeksforGeeks, “Clustering Metrics in Machine Learning,” GeeksforGeeks. Accedido: nov. 4, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/clustering-metrics/>
- [50] Editorial Etecé, “Empresa,” Concepto.de. Accedido: nov. 5, 2025. [En línea]. Disponible en: https://concepto.de/empresa/#google_vignette
- [51] ISO, ISO 9241-210:2010- *Ergonomics of human-system interaction- Part 210: Human centred design for interactive systems*. Ginebra, Suiza: International Organization for Standardization, 2010. [En línea]. Disponible en: <https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:iso:9241:-210:ed->

1:v1:en:en%20ISO%209241-11:2018%20-%20Ergonomics%20of%20human-system%20interaction%20%E2%80%94%20Part%2011

[52] M.Kearl, ¿Qué es la personalización? Significado definido,” Medallia. Accedido: nov. 9, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.medallia.com/es/blog/what-is-personalization-meaning-defined/>

[53] Amazon Web Services, “¿Qué es el machine learning?,” AWS. Accedido: nov. 9, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://aws.amazon.com/es/what-is/machine-learning/>

[54] C. Sosa, “Fidelización de clientes: qué es y beneficios,” Salesforce LATAM Blog. Accedido: nov. 9, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.salesforce.com/mx/blog/fidelizacion-de-clientes/>

[55] Amazon, “¿What is market segmentation?,” Amazon. Accedido: nov. 9, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://advertising.amazon.com/library/guides/market-segmentation#1>

[56] C. Silva Ponce, “¿Cómo hacer la segmentación de clientes?,” Salesforce LATAM. Accedido: nov. 10, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.salesforce.com/mx/blog/segmentacion-de-cliente/>

[57] Oracle, “¿Qué son las pruebas A/B?,” Oracle. Accedido nov. 10, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.oracle.com/latam/cx/marketing/what-is-ab-testing/>

[58] N. Arora, D. Ensslen, L. Fiedler, W.W. Liu, L. Robinson, E. Stein y G. Schuler, “The value of getting personalization right-or wrong- is multiplying,” McKinsey & Company, nov. 12, 2021. Accedido: nov. 10, 2025. [En línea]. Disponible en: [The value of getting personalization right—or wrong—is multiplying | McKinsey](https://www.mckinsey.com/industries/technology-digital-media/our-insights/the-value-of-getting-personalization-right-or-wrong-is-multiplying)

[59] *Digital Personalization of Bank Services as a Tool for Managing Consumer Behavior*, en *Proceedings of the International Scientific Conference “Digital Future: Science, Education, and Innovative Development of Socio-Economic Systems” (DFSED 2025)*, V. Vyshivska, J. Hosak y M. Ayvazov, Eds., Springer, pp. 523–531, Sep. 2025. [En línea]. Disponible en: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-99598-9_74

[60] Genesys, “Métricas de experiencia del cliente,” Genesys. Accedido: nov. 15, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.genesys.com/es-mx/definiciones/what-are-customer-experience-metrics>

[61] Thilagavathi, K., Shanthi, D., Fazil Lari, L. F. Izzati, and M. E. Banawa, “*The Impact of AI-Driven Personalization on Customer Satisfaction in E-Banking Services*,” *Library Progress International*, vol. 41, no. 3, pp. 258–265, 2021. Disponible en: <https://www.bpasjournals.com/library-science/index.php/journal/article/view/3104/2912>

12. ANEXOS

Anexo 1: Código del modelo

a) Implementación de librerías:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib
import matplotlib.pyplot as plt
import sklearn

print("NumPy version:", np.__version__)
print("Pandas version:", pd.__version__)
print("Matplotlib version:", matplotlib.__version__)
print("Scikit-learn version:", sklearn.__version__)
```

b) Carga de data:

```
df1 = pd.read_csv(
    ruta_archivo,
    encoding='latin1',
    low_memory=False
)

# Verificación de columnas con tipos mezclados
print(df1.dtypes)
```

c) Unificación de data frames: Previo a este paso se cargaron todas las bases de datos de transaccionales para la unificación en un solo dataframe

```
df2_final = pd.concat([df2_1, df2_2, df2_3, df2_4, df2_5], ignore_index=True)
```

d) Eliminación de data nula:

```

# 1) Mantener SOLO filas donde security_level NO sea nulo ni vacío (usando el valor original)
mask_valid = (
    df4_monto_clean['security_level'].notna() &
    df4_monto_clean['security_level'].astype(str).str.strip().ne("")
)
df4_monto_clean = df4_monto_clean[mask_valid].copy()

# 2) Diccionario de homologación
homologacion = {
    'ESQ0002': 'Control dual',
    '2': 'Control dual',
    'ESQ0001': 'Superusuario',
    '1': 'Superusuario',
    '3': 'Superusuario'
}

# 3) Homologar SIN perder los valores no mapeados
# (si no está en el diccionario, se deja el valor original)
sec_orig = df4_monto_clean['security_level'].astype(str).str.strip()
df4_monto_clean['security_level'] = sec_orig.map(homologacion).fillna(sec_orig)

# 4) Vista rápida
print(df4_monto_clean.head())
print(df4_monto_clean['security_level'].value_counts().head())

```

e) Conversión de variables categóricas y numéricas:

```

import pandas as pd

import numpy as np

from pandas.api.types import is_numeric_dtype, is_bool_dtype

```

1) Trabajar sobre copia y eliminar 'numero_documento'

```
df_enc = df4_monto_clean.drop(columns=['numero_documento'], errors='ignore').copy()
```

2) Tratar booleanas como numéricas (0/1)

```
bool_cols = [c for c in df_enc.columns if is_bool_dtype(df_enc[c])]
```

if bool_cols:

```
    df_enc[bool_cols] = df_enc[bool_cols].astype('int8')
```

3) Reglas de negocio: qué columnas deben ser numéricas o categóricas

```
force_numeric = {'ctd_trx', 'cod_trx', 'monto', 'monto_t', 'conteo', 'rn'}
```

```
force_categorical = {'segmento', 'security_level', 'transactionstate_normalized', 'tipo_trx'}
```

4) Candidatas categóricas por tipo

```
type_cats = set(df_enc.select_dtypes(include=['object', 'string', 'category']).columns)
```

5) Candidatas por baja cardinalidad aunque estén como numéricas (si no están forzadas a numéricas)

```
low_card_cats = set()
```

```
n = len(df_enc)
```

```
for col in df_enc.columns:
```

```
    if col in force_numeric:
```

```
        continue
```

```
    if is_numeric_dtype(df_enc[col]):
```

```
nun = df_enc[col].nunique(dropna=True)
```

```
if (nun <= 50) or (n > 0 and nun / n <= 0.01):
```

```
    low_card_cats.add(col)
```

```
# 6) Set final de categóricas y numéricas
```

```
categorical_cols = sorted((type_cats | low_card_cats | force_categorical) & set(df_enc.columns) -  
force_numeric)
```

```
numeric_cols = sorted([c for c in df_enc.columns if c not in categorical_cols])
```

```
# 7) Codificar categóricas (0 = desconocido, 1..K = categorías)
```

```
category_maps = {} # {col: {label_original -> codigo}}
```

```
for col in categorical_cols:
```

```
    s = df_enc[col].astype('string').str.strip()
```

```
    codes, uniques = pd.factorize(s, sort=True) # -1 para NaN
```

```
    codes = pd.Series(codes, index=s.index).add(1) # 0 reservado a desconocido
```

```
    codes = codes.where(codes > 0, 0).astype('int32')
```

```
    df_enc[col] = codes
```

```
    category_maps[col] = {'__UNKNOWN__': 0, **{str(u): i+1 for i, u in enumerate(uniques.tolist())}}
```

```
print("Categóricas codificadas:", categorical_cols)
```

```
print("Numéricas:", numeric_cols)
```

```
# df_enc es tu dataframe final con categóricas codificadas y 'numero_documento' eliminado
```

```
# category_maps guarda los mapeos para interpretar los códigos.
```

12.1 Método de normalización:

#METODO DE NORMALIZACIÓN MIN MAX : 0 Y 1

1) Copia de trabajo

```
df_all = df_enc.copy()
```

2) Asegurar que TODAS las columnas sean numéricas

```
for col in df_all.columns:
```

```
    if not is_numeric_dtype(df_all[col]):
```

```
        s = df_all[col].astype('string').str.strip()
```

```
        if 'category_maps' in globals() and isinstance(category_maps, dict) and col in category_maps:
```

```
            # Usa tus mapeos existentes; desconocidos -> 0
```

```
            df_all[col] = s.map(lambda v: category_maps[col].get(str(v), 0)).astype('int64')
```

```
        else:
```

```
            # Codificación genérica: 0 = desconocido/NaN, 1..K = categorías
```

```
            codes, uniques = pd.factorize(s, sort=True) # -1 para NaN
```

```
            codes = pd.Series(codes, index=s.index).add(1).where(lambda x: x > 0, 0)
```

```
            df_all[col] = codes.astype('int64')
```

3) Limpiar inf/NaN y preparar para escalar

```
num_cols = df_all.columns.tolist()
```

```
df_all[num_cols] = df_all[num_cols].replace([np.inf, -np.inf], np.nan)
```

```
df_all[num_cols] = df_all[num_cols].apply(lambda s: s.fillna(s.median()))
```

```

# 4) Min–Max sobre TODAS las columnas

scaler_all = MinMaxScaler() #feature_range=(0,1)

df_all_norm = pd.DataFrame(

    scaler_all.fit_transform(df_all[num_cols]),

    columns=num_cols,

    index=df_all.index

)

print(df_all_norm.head())

print("Columnas normalizadas:", num_cols)

```

12.2 Validación de valores únicos:

```

columnas = ['monto', 'conteo', 'estado_trx']

for col in columnas:

    print(f"\n--- {col} ---")

    # Valores únicos

    valores_unicos = df_all_norm[col].unique()

    conteo_unicos = df_all_norm[col].nunique()

    print("Valores únicos:")

```

```

print(valores_unicos)

print(f"Total de valores únicos: {conteo_unicos}")

# Conteo de frecuencia

conteo_frecuencias = df_all_norm[col].value_counts(dropna=False)

print("\nFrecuencia de valores:")

print(conteo_frecuencias)

```

12.3 Generación del K-means:

```

# K-MEANS sobre df_enc_std

# =====

import numpy as np

import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as sns

from sklearn.cluster import KMeans

from sklearn.decomposition import PCA

from sklearn.metrics import silhouette_score, calinski_harabasz_score, davies_bouldin_score

# ----- 0) Datos -----

X = df_enc_std.values.astype(float)      # aseguramos float

feat_names = df_enc_std.columns.tolist()

```

```

n = len(X)

# ----- 1) Buscar K óptimo (métricas) -----

k_min, k_max = 2, 10          # puedes ajustar el rango

inertias, sils, chs, dbs = [], [], [], []

# muestreo para silhouette (evita costos grandes)

sample_n = int(min(20000, max(1000, n*0.1))) # hasta 20k, mínimo 1k o 10% del set

for k in range(k_min, k_max+1):

    # KMeans robusto a versiones de sklearn

    try:

        km = KMeans(n_clusters=k, random_state=42, n_init='auto', max_iter=300)

    except TypeError:

        km = KMeans(n_clusters=k, random_state=42, n_init=10, max_iter=300)

    labels = km.fit_predict(X)

    inertias.append(km.inertia_)

    # silhouette (sobre muestra aleatoria si el set es muy grande)

    try:

        sil = silhouette_score(X, labels, sample_size=sample_n, random_state=42)

    except TypeError:

```

```

# versiones sin sample_size -> usamos todo (ojo con performance si n es muy grande)

sil = silhouette_score(X, labels)

sils.append(sil)

chs.append(calinski_harabasz_score(X, labels))

dbs.append(davies_bouldin_score(X, labels))

metrics_df = pd.DataFrame({

    'k': list(range(k_min, k_max+1)),

    'inertia': inertias,

    'silhouette': sils,

    'calinski_harabasz': chs,

    'davies_bouldin': dbs

})

display(metrics_df)

# ----- 2) Elegir K -----

# Por defecto, elegimos el K con mayor silhouette

best_k = int(metrics_df.loc[metrics_df['silhouette'].idxmax(), 'k'])

print(f"K elegido por Silhouette: {best_k}")

# ----- 3) Entrenar modelo final -----

try:

```

```

kmeans = KMeans(n_clusters=best_k, random_state=42, n_init='auto', max_iter=300)
except TypeError:
    kmeans = KMeans(n_clusters=best_k, random_state=42, n_init=10, max_iter=300)

labels = kmeans.fit_predict(X)

# DataFrame con clusters (en espacio estandarizado)
df_clusters_std = df_enc_std.copy()
df_clusters_std['cluster'] = labels

# Centroides en espacio estandarizado
centroids_std = pd.DataFrame(kmeans.cluster_centers_, columns=feat_names)
centroids_std['cluster'] = range(best_k)
centroids_std = centroids_std.set_index('cluster')
display(centroids_std)

# Si tienes el scaler_std del paso de estandarización, mostramos centroides en escala original
try:
    centroids_orig = pd.DataFrame(
        scaler_std.inverse_transform(centroids_std.values),
        columns=feat_names,
        index=centroids_std.index
    )

```

```

print("Centroides en escala ORIGINAL (si había scaler_std):")

display(centroids_orig)

except Exception as e:

    print("No se imprimieron centroides en escala original (scaler_std no disponible).")

# ----- 4) Perfilado de clusters -----

sizes = pd.Series(labels).value_counts().sort_index()

perfil = df_clusters_std.groupby('cluster')[feat_names].mean().round(3)

print("Tamaño de clusters:")

display(sizes.to_frame('n'))

print("Media de variables por cluster (espacio estandarizado):")

display(perfil)

# Top features por cluster (por magnitud en el centroide estandarizado)

print("Top features por cluster (mayor |peso| en centroide):")

for c in centroids_std.index:

    top_feats = (

        centroids_std.loc[c].abs().sort_values(ascending=False).head(3)

    )

    print(f"Cluster {c}: {' '.join([f'{f} ({v:.2f})' for f, v in top_feats.items()])}")

```

Anexo 2: Entrevista 1

Introducción Entrevista Clientes: Hola, mi nombre es Natalia Vergara, en este momento me encuentro realizando una investigación relacionada con la entidad financiera X, y me gustaría realizarle unas preguntas para tener un mayor entendimiento de su interacción con el canal digital financiero. De ante mano, muchas gracias por su colaboración y queremos aclarar que todas las respuestas son válidas. No hay respuesta buena, o mala.

Preguntas Iniciales Usuarios:

1. ¿Qué hace su empresa?
2. ¿Como funciona su día a día con este canal (SVN-App negocios)?
3. Durante el mes, ¿Qué funcionalidades son las que más utiliza?
4. De lo que ofrece actualmente el canal ¿Qué le gusta o que no le gusta?
5. ¿Qué ha visto en el mercado u otras plataformas que le guste?
6. ¿Que esperaría encontrar en este canal para ayudarle con su negocio en la gestión de su tesorería o su cotidianidad?

Introducción Entrevista Comerciales: ¡Hola!, mi nombre es Natalia Vergara, en este momento me encuentro realizando una investigación relacionada con la entidad, y me gustaría realizarle unas preguntas para tener un mayor entendimiento de como interactúan los clientes con el canal digital financiero (Dolores, quejas, reclamos, ayudas reiterativas, felicitaciones etc..). De ante mano, muchas gracias por su colaboración y queremos aclarar que todas las respuestas son válidas. No hay respuesta buena, o mala.

Nota: Los comerciales son las personas asignadas a realizar el acompañamiento constante a empresas y por ende tienen un alto conocimiento en la interacción de estos usuarios con los canales de la entidad.

Pregunta Comerciales:

1. ¿Cuáles son los comentarios más frecuentes de los clientes referente al canal?
2. ¿Cuáles son los principales dolores que identifica de los escalamientos realizados por los clientes?

3. De acuerdo con las conversaciones que tiene con los clientes ¿Qué es lo que más valoran del canal?
4. De acuerdo con las conversaciones que tiene con los clientes ¿Qué es lo que no les gusta del canal?
5. ¿Cuáles son los temas que se atienden con mayor frecuencia relacionados al canal?

Anexo 3: Entrevista 2 (Validación)

¡Hola!, mi nombre es Natalia Vergara, en este momento me encuentro realizando una investigación relacionada con la entidad financiera X, y me gustaría presentarle dos experiencias del canal digital en el que gestiona su tesorería. Le vamos a mostrar cada una de las propuestas en diferentes momentos y en cada una le vamos a realizar unas preguntas para entender su percepción de la experiencia presentada. De ante mano, muchas gracias por su colaboración y queremos aclarar que todas las respuestas son válidas.

Tarea:

1. Visualice el dashboard actual del canal
2. Explore el dashboard opción 1 (Opción cluster) que te estamos presentando
3. Responda las siguientes preguntas:
 - A. ¿Qué evidencia en esa experiencia? ¿Qué le llama la atención?
 - B. ¿Qué tipo de novedades le gustaría ver en esas opciones?
 - C. ¿Qué le gusta de la experiencia?
 - D. ¿Qué no le gusta de la experiencia?
4. Explora el dashboard opción 2 (Opción comparación) que te estamos presentando
5. Responde las siguientes preguntas:
 - A. ¿Cuál opción le resulto más interesante o de valor para su empresa?
 - B. ¿Hubo algo que le resulto difícil o complejo de esta experiencia?
 - C. ¿Cuál opción le motiva a usar o recomendar más este canal?
 - D. ¿Que ve valioso de esta experiencia? ¿Cree relevante esa información?
 - E. Recomendaciones generales

¡Muchas gracias por su ayuda! Su opinión es fundamental para ayudarnos a crear experiencias que le generen una mejor experiencia en estos canales.