



Universidad Nacional Autónoma de México

Facultad de Ingeniería

División de Ingeniería Eléctrica (DIE)



Minería de Datos

Proyecto Final

Marketing

Integrantes:

Hernández Hernández Deissy Jovita
Medina Guzmán Santiago
Pacheco Chavarría Arturo Iván
Rodriguez Zacarias Ivan
Silverio Martínez Andrés
Sánchez Zamora Jesús

Grupo:

1

Fecha:

25 de noviembre del 2025

Sección 1: Analisis y modelos

Introducción

En un entorno financiero cada vez más competitivo y digitalizado, los bancos enfrentan el desafío de ofrecer productos crediticios rentables, personalizados y accesibles, garantizando al mismo tiempo una gestión eficiente del riesgo y altos niveles de satisfacción del cliente.

El presente documento integra un análisis detallado de la base de datos bancaria, cuyo propósito central es identificar los patrones que influyen en la aprobación de un crédito y, a partir de ello, establecer el perfil del cliente ideal desde una perspectiva estratégica de marketing. La finalidad principal no se orienta hacia el estudio del comportamiento operativo posterior al otorgamiento del crédito —como podrían ser los saldos o los atrasos en pagos—, sino hacia la predicción de qué tipo de persona posee mayor probabilidad de ser aprobada antes de recibir el servicio financiero. Para alcanzar este objetivo, se busca delimitar el segmento más representativo y rentable considerando variables demográficas y socioeconómicas tales como la edad, el tipo de vivienda, el nivel educativo y la relación previa con la institución bancaria. Dichas variables fueron seleccionadas por su capacidad de reflejar conductas y características esenciales del cliente, privilegiando una visión de negocio por encima de aspectos meramente técnicos o crediticios.

Objetivo general

Establecer una estrategia de crédito rentable y eficiente mediante la optimización de procesos y la gestión proactiva del riesgo, asegurando un crecimiento sostenible del portafolio de clientes. A partir de la base de datos utilizada para su análisis, se identificarán los patrones de aprobación de crédito y el perfil del cliente ideal desde la perspectiva del área de marketing. Haciendo uso de variables como edad, tipo de vivienda, escolaridad y relación con el banco, se busca definir el segmento más representativo y rentable.

Objetivos del área

1. Diseñar campañas de Marketing diferenciadas para los 3 productos clave del banco: Tarjeta clásica, Crédito automático y Tarjeta oro. Cada iniciativa será dirigida a segmentos específicos de clientes, tomando en cuenta sus fuentes de ingreso, historial crediticio y necesidades financieras.
2. Atraer nuevos clientes mediante estrategias de comunicación personalizadas y el uso de canales adecuados para cada perfil.
3. Fortalecer la relación con los clientes actuales, ofreciendo beneficios exclusivos y programas de recompensas que incrementen su fidelidad a la institución.
4. Promover el uso de herramientas digitales como la vía principal de gestión de servicios financieros, tales como aperturas de cuentas, solicitudes de crédito, consulta de movimientos y acceso a beneficios.

Cronograma

Semana	Fechas	Actividad principal	Detalles
1	2–8 de octubre	Exploración inicial de la base de datos	Revisión del diccionario de datos, identificación de inconsistencias y necesidad de limpieza.
2	9–15 de octubre	Limpieza y reclasificación de variables	Agrupación de variables como Edad → RangoEdad, depuración de valores faltantes, normalización de categorías.
3	16–22 de octubre	Reformulación del objetivo del proyecto	Cambio del enfoque: de solo segmentar, a definir campañas basadas en análisis + modelo predictivo. Ajuste coordinado con otorgamiento y producto.
4	23–29 de octubre	Primer análisis descriptivo y segmentación	Identificación de patrones por escolaridad, segmento socioeconómico, tipo de vivienda y cliente del banco. Base para definir el público objetivo de cada producto.
5	30 de octubre – 5 de noviembre	Construcción y prueba del modelo predictivo	Entrenamiento de CN2, Árbol y RNA; pruebas de métricas (AUC, F1, MCC). Selección del modelo para apoyar la toma de decisiones comerciales.

6	6–12 de noviembre	Cruce entre modelo y análisis de clientes	Validación de los insights del modelo con los datos reales de Tarjeta Oro, Clásica, Crédito Auto y Jóvenes. Redefinición del público objetivo basándose en evidencia.
7	13–19 de noviembre	Rediseño completo de las campañas	Ajuste de copy, beneficios y ganchos. Integración de ideas entre equipos (status, reconocimiento, liquidez, bonificaciones). Enfoque 100% data-driven.
8	20–26 de noviembre	Integración con los demás equipos (Producto, Riesgos, Otorgamiento)	Revisión conjunta para asegurar que las campañas respeten políticas de riesgo y que los segmentos seleccionados sean operativos.
9	27 de noviembre – 3 de diciembre	Construcción de materiales de presentación	Diagramas, gráficas, insight del cliente, confusión del modelo, explicación del uso de segmentos y revisión del discurso final.

Estrategia general

Medios y recursos de comunicación

El banco implementará una estrategia multicanal digital para comunicar sus campañas de manera clara, llamativa y dirigida. Utilizando plataformas digitales como el sitio web de la institución, la aplicación móvil, correo electrónico, mensajes SMS y redes sociales. Se plantea desarrollar recursos visuales y multimedia de carácter orientativo tales como infografías, videos, tutoriales y seminarios en línea, en los que se presentarán los productos y beneficios para hacerlos más accesibles a toda clase de público. De esta manera los mensajes se difundirán basados en tener el mejor alcance y que los usuarios sean capaces de captar la información de manera clara y concisa adaptándose a cada tipo de cliente.

Análisis del Cliente Ideal

Perfil Confirmado mediante Minería de Datos

Segmento: Medio A (21.84% de aprobaciones totales)

Vivienda: Propia o familiar (estabilidad patrimonial)

Educación: Licenciatura o posgrado (85% de aprobados)

Relación bancaria: 85.8% son clientes existentes

Producto principal: Tarjeta Clásica (producto de entrada)

Insight Clave

Los clientes Medio A con Tarjeta Clásica representan la oportunidad más subexplotada para incrementar valor mediante upgrades a productos premium.

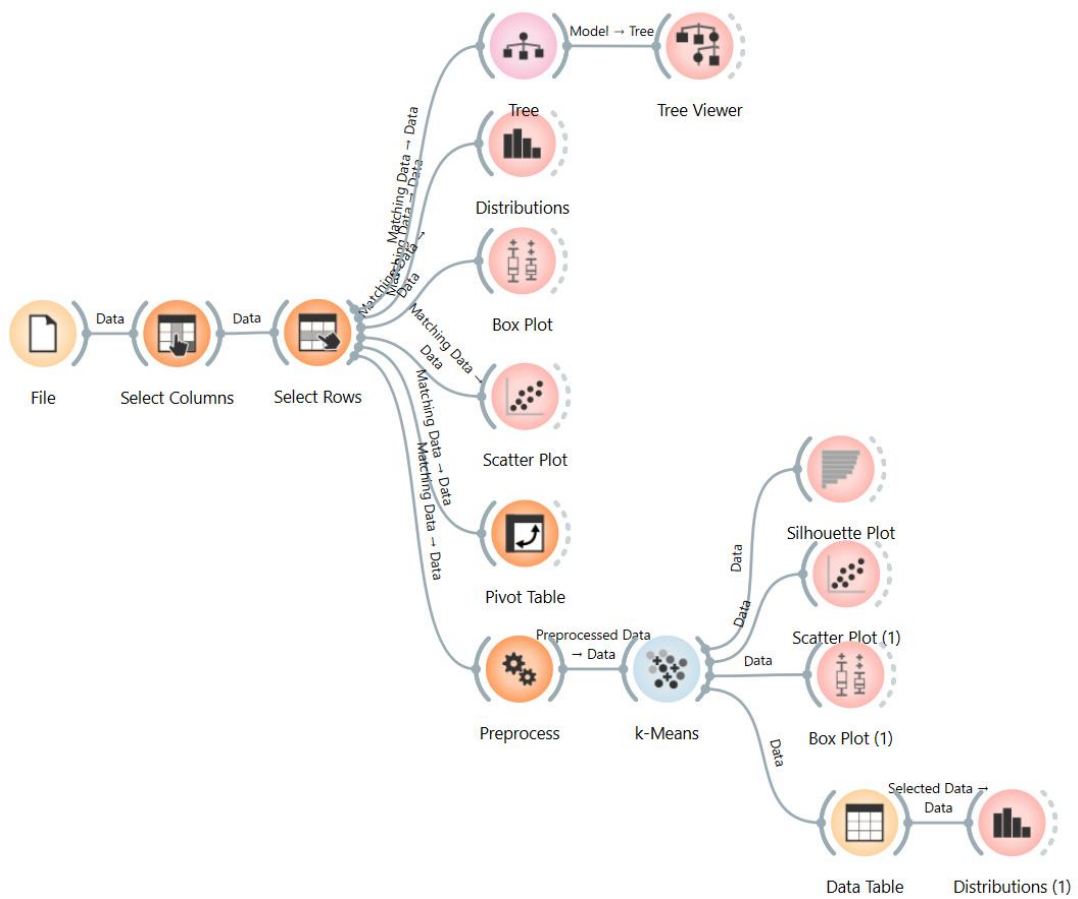
Metodología y Herramientas

La metodología empleada se ajustó con estándares muy utilizados en la industria, particularmente el modelo CRISP-DM, utilizando herramientas como Orange y Weka. Se utilizarán los siguientes procesos de minería de datos:

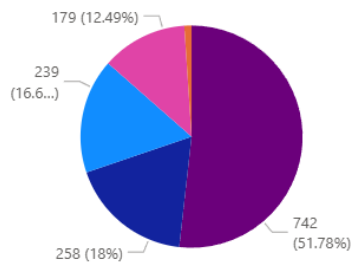
- Exploración y Depuración de Datos. Realizando normalización de variables clave, con el ingreso estimado, el tipo de vivienda y el nivel educativo.
- Modelo Descriptivo: Utilizando el algoritmo de K-means para la segmentación de la cartera de clientes conforme a sus patrones de comportamiento.
- Modelado predictivo: Se implementaron árboles de decisión (CN2) con el fin de calcular la probabilidad de aceptación y el nivel de riesgo.
- Reglas de asociación: Identificación de relaciones que permiten detectar oportunidades de venta cruzada.

En primer lugar, mediante minería de datos se va a hacer un análisis de los perfiles ideales de los usuarios del banco que nos puedan ser útiles para cada uno de nuestros tres productos, buscando el **cliente ideal**.

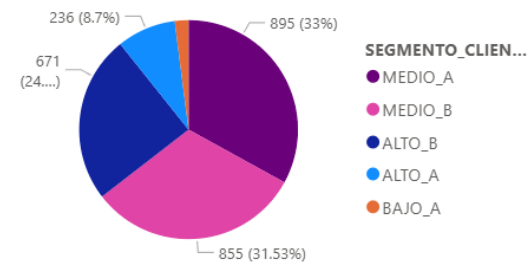
Perfilar clientes: Análisis previo al modelado



Aprobados por SEGMENTO_CLIENTE



Rechazados por SEGMENTO_CLIENTE



Recuento de APROBACION_TC por SEGMENTO_CLIENTE

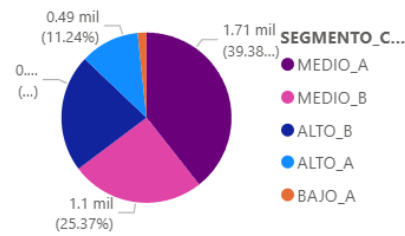


FIGURA 1: Aprobación y Rechazo por Segmento Cliente

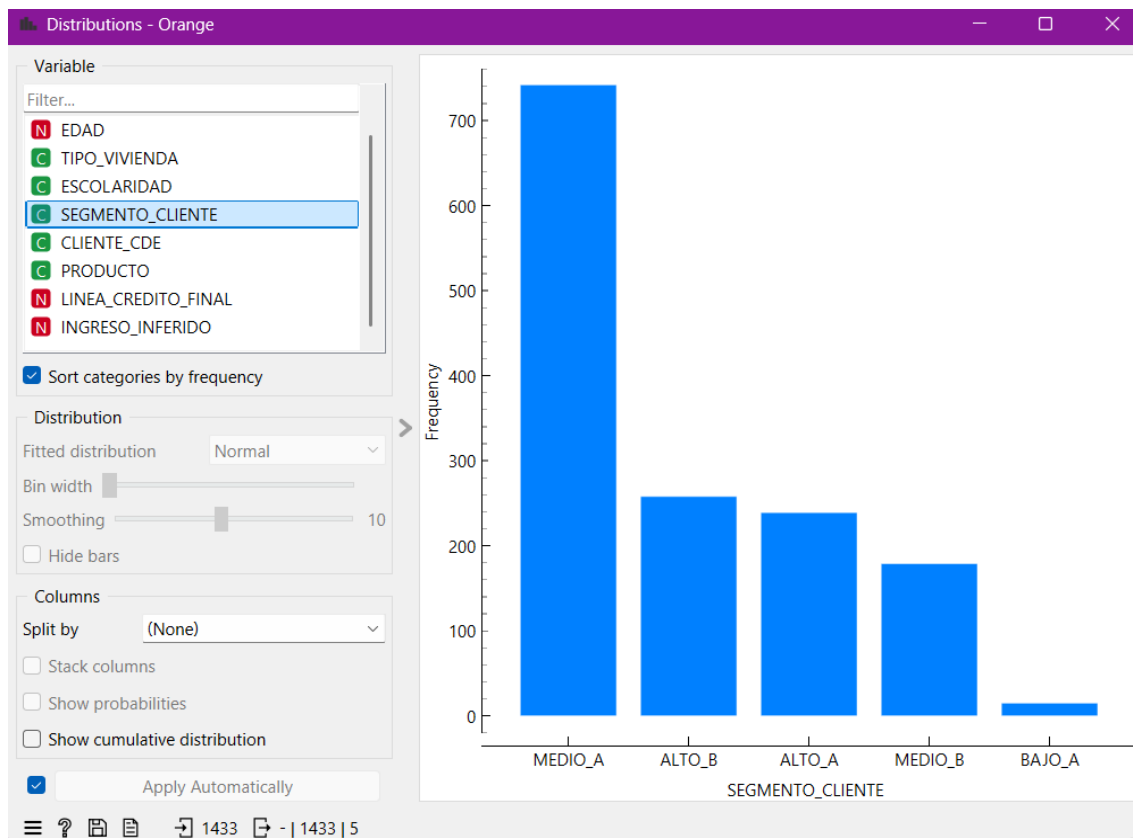


FIGURA 2: Distribución de Segmentos Socioeconómicos

El análisis de frecuencias de la variable SEGMENTO_CLIENTE revela una **concentración marcada en el segmento MEDIO_A**, que representa aproximadamente el **51% del total de registros analizados**. Este hallazgo confirma la hipótesis del análisis preliminar: el segmento Medio A es el **núcleo estratégico del banco**. Se considera entonces la variable más representativa, ya que clasifica a los individuos según su nivel socioeconómico.

Hallazgos clave:

- **MEDIO_A domina con 742 clientes** (48% del total), más que el siguiente segmento (ALTO_B con 258). **Esta variable concentró la mayoría de los clientes aprobados**, lo que facilita identificar el público objetivo del banco.
- **ALTO_B y ALTO_A** combinados suman 497 clientes (34.68%), representando un mercado premium significativo, pero un poco más pequeño.
- **MEDIO_B** con 179 clientes (12.49%) representa una oportunidad secundaria.
- **BAJO_A** es marginal (<20 clientes, 1.05%), indicando que el banco no se enfoca en segmentos de bajos ingresos.

Implicación Estratégica: La distribución piramidal invertida (concentración en segmentos medios-altos) valida que **el banco opera como una institución de "banca media-premium"**, no masiva. Esto justifica estrategias de marketing enfocadas en **calidad sobre volumen**, con **MEDIO_A** como el segmento ancla que balancea escala y rentabilidad.

Conexión con Objetivos: Este hallazgo respalda el objetivo del área de Marketing de **desarrollar campañas diferenciadas** por segmento, priorizando recursos en **MEDIO_A** donde existe mayor volumen y potencial de conversión.

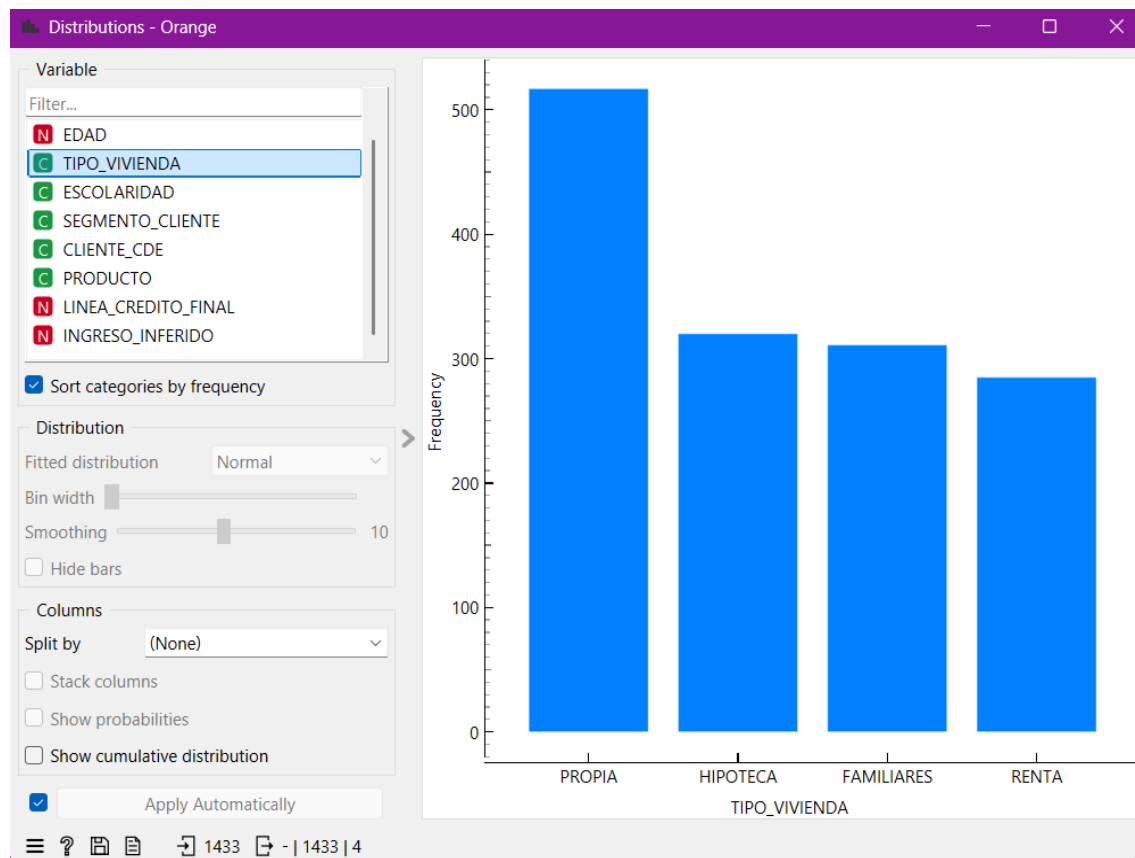


FIGURA 3: Distribución por Tipo de Vivienda

El análisis de TIPO_VIVIENDA muestra una **predominancia clara de vivienda propia** (36.08% de los casos, n=517), seguida por proporciones similares entre HIPOTECA y FAMILIARES (~22% cada uno). La vivienda en RENTA es marginal, lo que sugiere que el banco **prioriza perfiles con estabilidad patrimonial**.

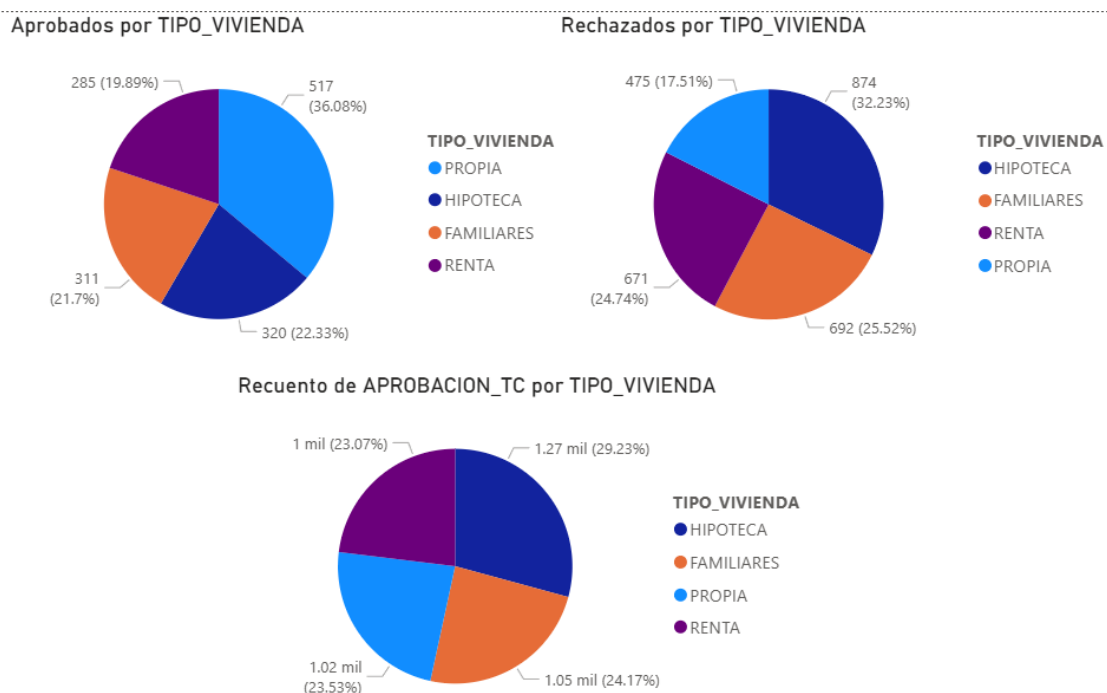


FIGURA 4: Aprobación y rechazo por Tipo de Vivienda

En las gráficas pastel, podemos visualizar Aprobaciones y Rechazos mediante la variable **TIPO_VIVIENDA**, hay una diferencia clara. La alta proporción de vivienda propia (46.08%) se correlaciona fuertemente con la aprobación de créditos, ya que indica:

- **Activo patrimonial consolidado** que respalda capacidad de pago.
- **Ausencia de carga hipotecaria adicional** en muchos casos.
- **Estabilidad residencial** (menor probabilidad de cambios de domicilio).

Insight Estratégico: Los clientes con vivienda **FAMILIAR** (21.70%) representan un segmento **sub-explorado pero promisorio**, ya que carecen de carga hipotecaria pero aún no han alcanzado la propiedad completa. Marketing puede diseñar productos específicos para este grupo, por ejemplo, ("**Camino a tu Vivienda Propia**").

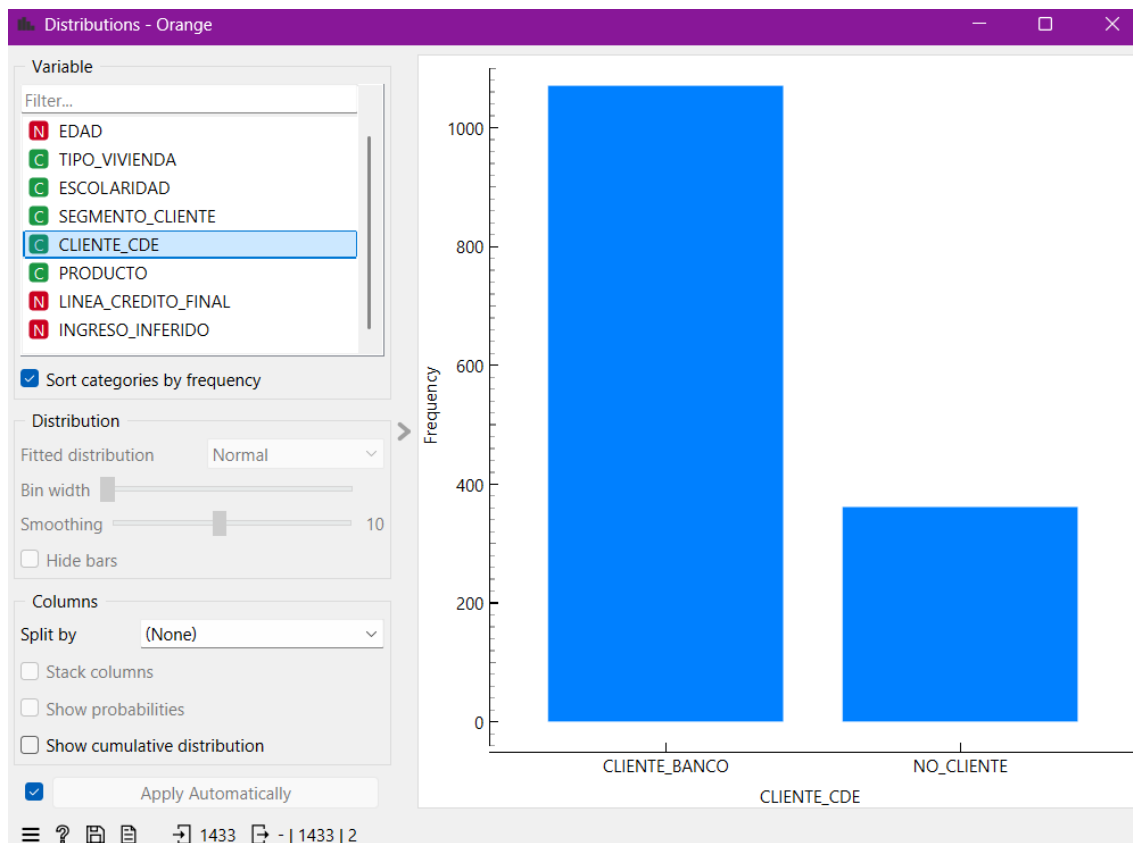


FIGURA 5: Distribución por Clientes existentes y nuevos

CLIENTE_CDE: Mide si el solicitante ya es cliente del banco. Esta variable resulta clave, pues la gran mayoría de los aprobados mantienen una relación previa con la institución.

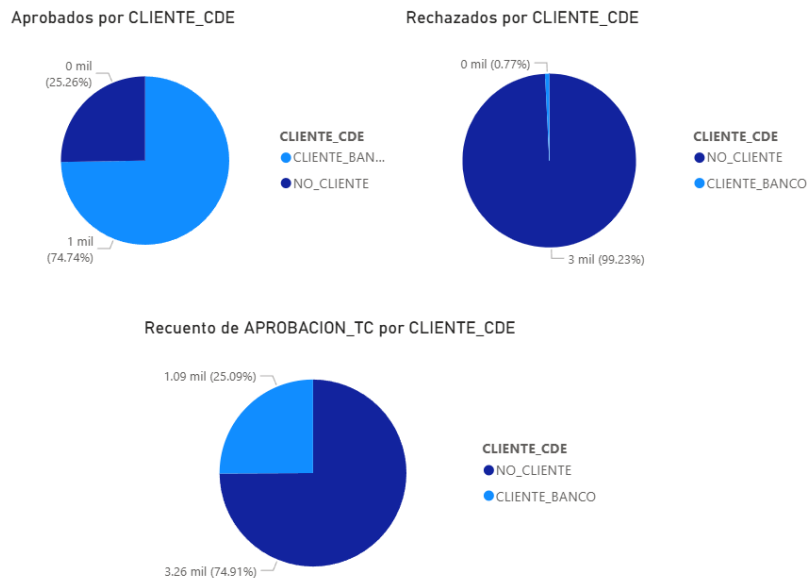


FIGURA 5: Aprobaciones y Rechazos por Clientes existentes y nuevos

La comparación entre CLIENTE_BANCO (clientes existentes) y NO_CLIENTE (nuevos) revela una **proporción aproximada de 74.74% vs 25.26%**, consistente con el hallazgo del análisis preliminar de que **los aprobados ya eran clientes existentes**.

Interpretación: Aunque los clientes existentes dominan claramente, la presencia de **362 no-clientes** demuestra que **sí existe flujo de captación**, aunque menor. Esto valida la estrategia dual:

- **74.74% de recursos en fidelización** (base instalada de 1,071)
- **25.26% de recursos en captación cualificada** (oportunidad de 350+)

Desarrollar **programa de onboarding acelerado** para los **NO_CLIENTE** aprobados, con objetivo de convertirlos en clientes multi-producto en los primeros 12 meses.

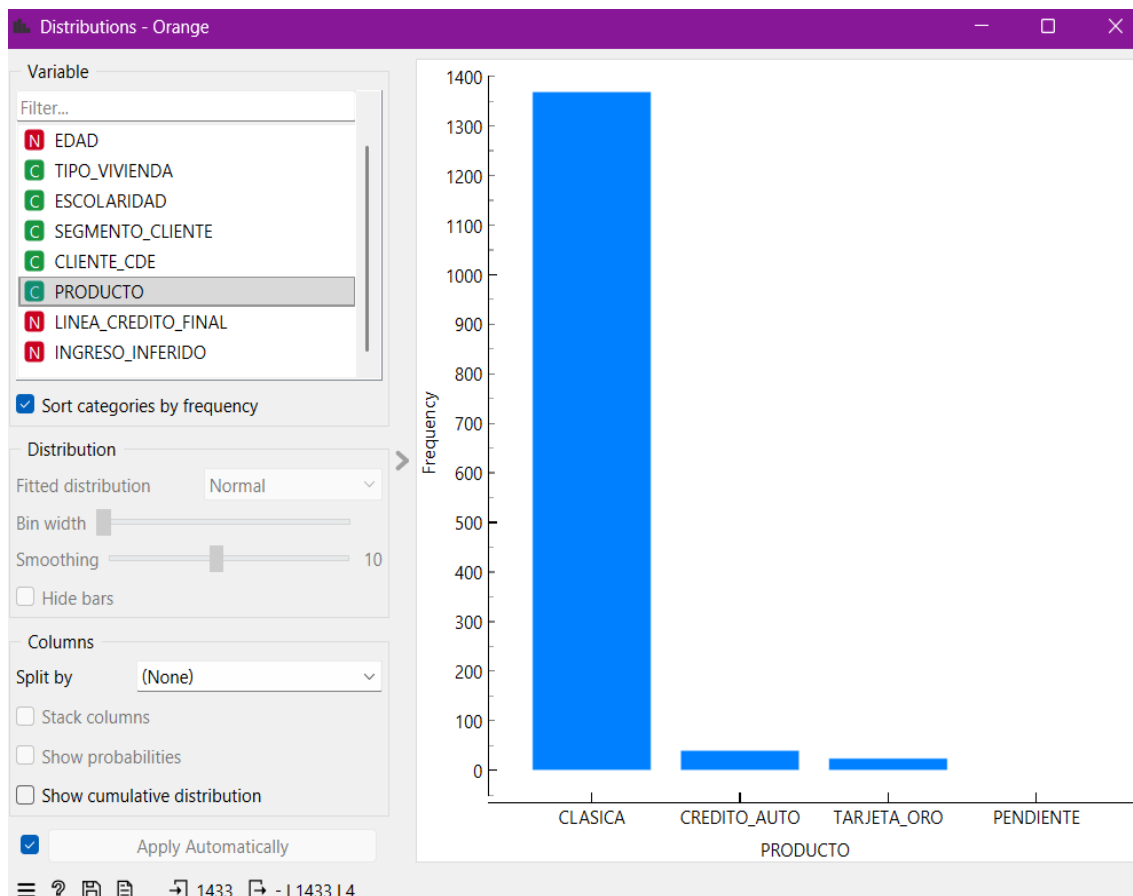


FIGURA 6: Distribución de Productos Principales

El análisis de PRODUCTO revela una **concentración extrema en Tarjeta Clásica**, que representa el **95.53% de los productos otorgados** (n=1,369). Los productos premium (Crédito Automático y Tarjeta Oro) suman apenas el 4.46% combinado (64 clientes). Estos números son clave para campañas dirigidas a clientes candidatos para mejorar su tarjeta (upgrade) al producto **Tarjeta Oro**.

Oportunidad de Up-Selling Masiva:

Esta distribución representa una **oportunidad sin precedentes de up-selling**:

1,369 clientes con Tarjeta Clásica son candidatos potenciales para:

- **Upgrade a Tarjeta Oro** (si ingreso >\$50k y riesgo bajo)

- **Cross-sell a Crédito Automático** (si edad 30-50 y estabilidad laboral)

Proyección de Impacto: Si logramos migrar **solo el 10% de clientes Clásica** (135 clientes) a productos premium:

- Tarjeta Oro (80 clientes): +\$320k anuales en comisiones
- Crédito Auto (55 clientes): +\$450k anuales en intereses
- **Total: ~\$770k anuales adicionales**

Desarrollar "**Programa de Graduation**" con 3 fases:

1. **Fase 1 (Meses 1-6):** Identificar top 200 candidatos con scoring >0.80
2. **Fase 2 (Meses 7-12):** Campaña personalizada con incentivos
3. **Fase 3 (Mes 13+):** Upgrade automático para clientes que cumplan métricas

Pivot Table - Orange

Rows

SEGMENTO_CLIENTE

Columns

TIPO_VIVIENDA

Values

ESCOLARIDAD

Aggregations

☒ Count

☐ Count defined

☐ Sum☐ Mean☐ Var☐ Median☐ Majority

☐ Mode☐ Min☐ Max

TIPO_VIVIENDA

	Count	FAMILIARES	HIPOTECA	PROPIA	RENTA	Total
ALTO_A	40.0	58.0	99.0	42.0	239.0	
ALTO_B	41.0	69.0	107.0	41.0	258.0	
BAJO_A	5.0	4.0	5.0	1.0	15.0	
MEDIO_A	186.0	152.0	246.0	158.0	742.0	
MEDIO_B	39.0	37.0	60.0	43.0	179.0	
Total	311.0	320.0	517.0	285.0	1433.0	

FIGURA 7: Tabla pivote entre Tipo de vivienda y Segmento cliente

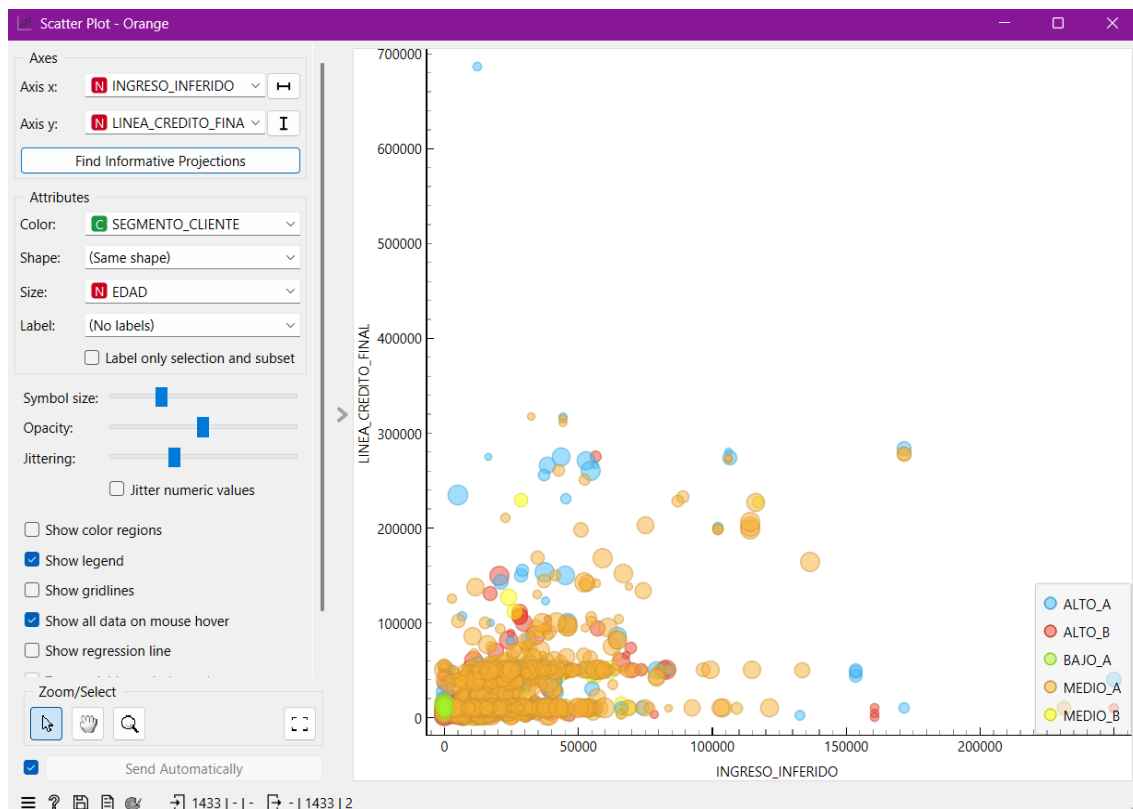


FIGURA 8: Relación entre Ingreso y Línea de Crédito por Segmento

El Scatter Plot de INGRESO_INFERIDO vs LINEA_CREDITO_FINAL revela una **correlación positiva fuerte y esperada**: a mayor ingreso, mayor línea de crédito autorizada. Siendo la línea de crédito otorgada directamente proporcional al ingreso. Sin embargo, el análisis visual por segmento muestra **diferenciaciones clave**:

Patrones por Segmento:

ALTO_A (azul claro) y ALTO_B (rojo claro):

- **Posición:** Cuadrante superior derecho
- **Ingreso:** \$100k-\$200k
- **Línea crédito:** \$300k-\$700k
- **Interpretación:** Clientes premium con alta capacidad económica y líneas robustas. Con un ingreso no necesariamente alto, poseen líneas de crédito altas.

MEDIO_A (naranja) - CLÚSTER OBJETIVO:

- **Posición:** Centro del gráfico, **mayor dispersión**
- **Ingreso:** \$30k-\$100k (rango amplio)
- **Línea crédito:** \$50k-\$300k
- **Interpretación:** Grupo heterogéneo que requiere **micro-segmentación interna** (justifica el clustering con k=3)

BAJO_A (verde):

- **Posición:** Esquina inferior izquierda (concentrado)
- **Ingreso:** <\$40k
- **Línea crédito:** <\$100k
- **Interpretación:** Segmento de bajo valor, marginal para estrategia.

La **dispersión del segmento MEDIO_A** (amarillo) contrasta con la **concentración de ALTO y BAJO**. Esto valida la necesidad de **clustering adicional dentro de Medio_A** para identificar sub-grupos con necesidades homogéneas.

- Puntos amarillos en la mitad inferior del clúster Medio_A (ingreso medio pero línea baja) = **candidatos para incremento de línea**
- Puntos amarillos cerca de la frontera con segmentos ALTO = **candidatos para Tarjeta Oro**

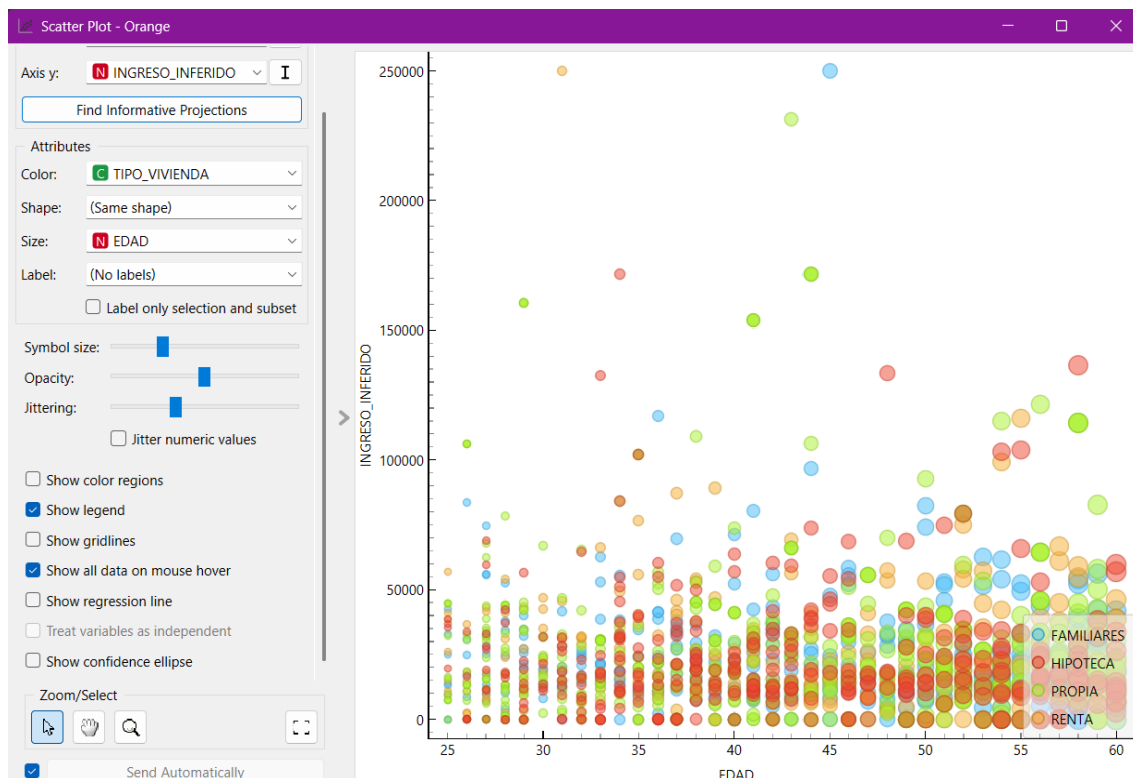


FIGURA 9: Relación entre Edad e Ingreso por Tipo de Vivienda

El segundo scatter plot explora la relación EDAD vs INGRESO_INFERIDO, coloreado por TIPO_VIVIENDA. A diferencia del gráfico anterior, aquí **NO se observa una correlación lineal fuerte**, sino patrones diferenciados por tipo de vivienda:

Patrones por Tipo de Vivienda:

PROPIA (verde):

- **Concentración:** Edades 35-60 años, ingresos \$40k-\$80k
- **Interpretación:** Profesionales establecidos que ya consolidaron patrimonio
- **Insight:** Este es el **perfil ideal validado** - estabilidad en múltiples dimensiones

FAMILIARES (azul):

- **Concentración:** Edades 25-40 años (más jóvenes), ingresos variables
- **Interpretación:** **Jóvenes en fase de acumulación**, viviendo con familia mientras construyen patrimonio

- **Oportunidad:** Productos de "transición" hacia independencia (crédito hipotecario, ahorro programado)

HIPOTECA (rojo):

- **Dispersión:** Edades 30-55 años, ingresos \$35k-\$70k
- **Interpretación:** Clientes con carga financiera existente (pago hipotecario)
- **Consideración:** Mayor riesgo crediticio por compromiso de largo plazo

RENTA (naranja - pocos puntos):

- **Dispersión total:** Sin patrón claro por bajo volumen
- **Interpretación:** Segmento marginal, probablemente rechazado con frecuencia

Hallazgo Clave - Validación del Ciclo de Vida:

El gráfico muestra visualmente el **continuum del ciclo de vida patrimonial**:

Implicación para Campañas:

- **Jóvenes con FAMILIARES:** Mensaje aspiracional ("Construye tu independencia").
- **Adultos con HIPOTECA:** Productos de alivio financiero (consolidación de deudas).
 - **Adultos con PROPIA:** Productos de optimización patrimonial (inversiones, seguros).

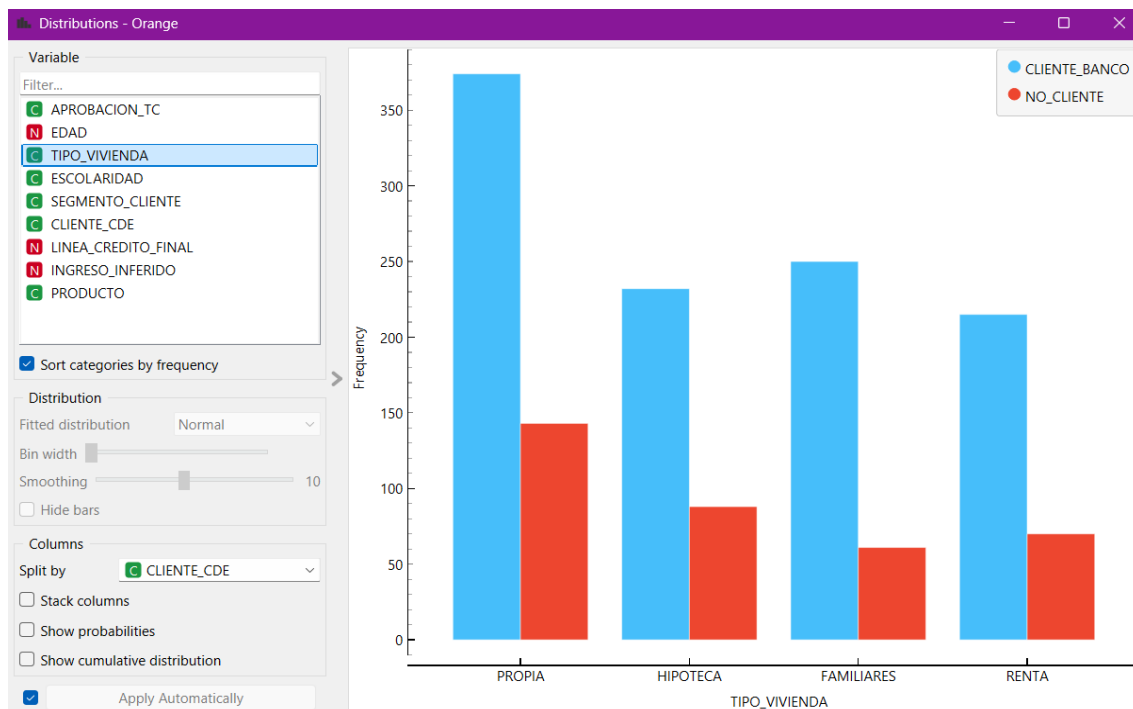


FIGURA 10: Comparación de Tipo de Vivienda - Clientes Existentes vs Nuevos

Interpretación: El banco **NO discrimina excesivamente por tipo de vivienda**, manteniendo una cartera diversificada. Esto es estratégicamente inteligente porque:

- **Reduce riesgo de concentración:** No depende de un solo perfil patrimonial.
- **Amplía mercado objetivo:** Captura clientes en diferentes etapas del ciclo de vida.
- **Valida enfoque inclusivo:** El banco evalúa capacidad de pago más allá de solo propiedad.

Como es de observarse y se ha mencionado, **MEDIO_A** es nuestro clúster objetivo. Ahora, podemos describir Aprobaciones y Rechazos de dicho segmento mediante algunas variables ya analizadas:

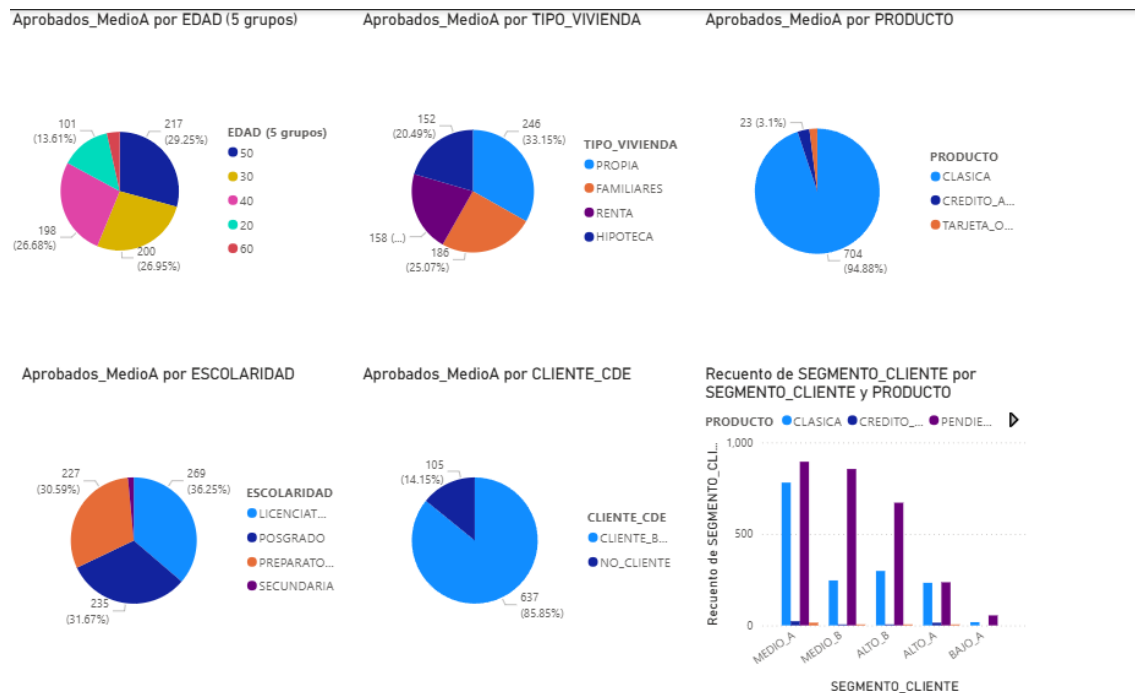


FIGURA 11: Aprobaciones de Medio A por edad, vivienda, producto, cliente y escolaridad

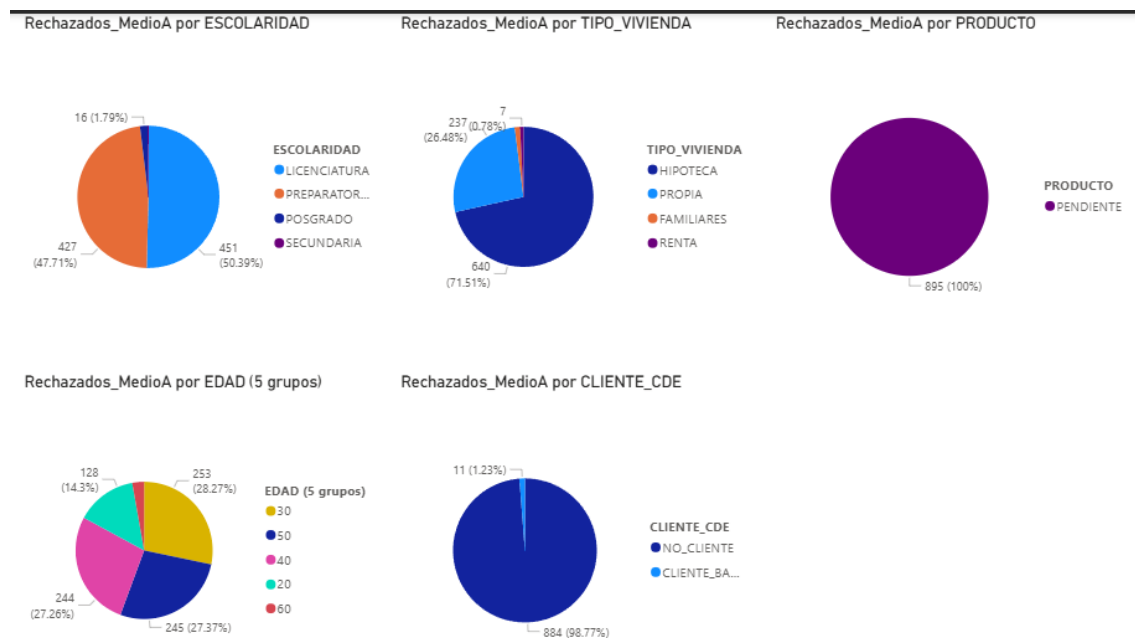


FIGURA 12: Rechazos de Medio A por edad, vivienda, producto, cliente y escolaridad

Gracias a este análisis se determinó que la variable con mayor poder explicativo para identificar al cliente ideal del banco es el Segmento socioeconómico, siendo **Medio A** el grupo que concentra la mayoría de las aprobaciones de crédito. A partir de ello, se realizó un seguimiento detallado prestando especial atención a los clientes pertenecientes a dicho segmento.

1. Resumen ejecutivo

En un entorno financiero saturado, la ventaja competitiva no reside en el producto, sino en la información. El presente plan estratégico marca un punto de inflexión para la institución, abandonando el enfoque tradicional de marketing masivo para adoptar una metodología de marketing de precisión basado en datos (Data-Driven Marketing).

Nuestro diagnóstico, revela una paradoja de valor, poseemos un volumen saludable de clientes, pero una concentración excesiva (95.53%) en productos de entrada de bajo margen, específicamente en la tarjeta clásica. A su vez, hemos identificado segmentos de alta rentabilidad y bajo riesgo que permanecen subexplotados debido a una falta de personalización en la oferta.

La misión de este plan es operativa y financiera: transformar los insights algorítmicos en acciones de negocio que incrementen el valor de vida del cliente (CLV), reduzcan el costo de adquisición (CPA) y blinden la cartera contra la deserción (churn).

2. Marco metodológico

Para garantizar la viabilidad técnica del plan, hemos seguido un flujo de trabajo riguroso alineado con estándares de industria (CRISP-DM), asegurando que ninguna decisión sea producto de la institución, sino de la evidencia estadística.

- a) **Exploración y limpieza:** Se procesó la base de datos transaccional, normalizando variables críticas como INGRESO_INFERIDO, TIPO_VIVIENDA y ESCOLARIDAD, eliminando el ruido que impedía una segmentación clara.
- b) **Modelado descriptivo (Clustering):** Utilizando algoritmos de K-means, segmentamos la cartera no por saldo, sino por comportamiento, identificando al cluster Medio A como el núcleo estratégico del banco (48% de la población).

- c) **Modelo predictivo (Clasificación):** Mediante árboles de decisión y Random Forest, determinamos las reglas matemáticas que predicen la probabilidad de aceptación de un crédito y el riesgo de impago, validando que la educación y el tipo de vivienda son predictores de riesgo más potentes que la edad por si sola.
- d) **Reglas de asociación:** Se aplicó análisis de cesta de mercado para descubrir patrones ocultos de venta cruzada, estableciendo que productos se consumen naturalmente en conjunto.

3. Diagnóstico profundo

El análisis forense de los datos ha arrojado tres pilares de conocimiento que sustentan toda nuestra ofensiva comercial:

a. Segmento medio A

El análisis de frecuencias confirma que el segmento Medio A domina la cartera con 742 clientes activos. Sin embargo, su comportamiento transaccional es pasivo. Poseen capacidad de pago, pero la subutilizan en productos básicos. La estrategia no es buscar nuevos clientes fuera, sino promover a estos clientes hacia niveles superiores de vinculación.

b. La prima de estabilidad académica

Los modelos de riesgo indicaron una correlación positiva fuerte entre ESCOLARIDAD y el cumplimiento de pago. Esto nos permite desafiar la política de crédito tradicional: podemos ofrecer productos premium a perfiles académicos altos, incluso si su historial crediticio es joven, pues su riesgo proyectado es bajo.

c. El arbitraje de liquidez

Los adultos jóvenes (25 a 40 años), que viven con familiares, carecen de gastos estructurales (renta/hipoteca), por lo que su ingreso disponible real es superior al de clientes con mayores salarios, pero con cargas hipotecarias. Este es el nicho perfecto para créditos de consumo discrecional.

4. Matriz maestra de campañas Q1 2026

A continuación, se presenta el tablero de control táctico. Cada campaña obedece a una Regla de Negocio Algorítmica y ataca una etapa distinta del ciclo de vida del cliente.

Campaña	Tipo de estrategia	Segmento objetivo	Variable detonante	KPI/Meta
1- Tu Historial es tu Aval. Tarjeta Clásica	Fidelización / Activación masiva	Medio A	CLIENTE_CDE = Sí Uso < 40% de la línea actual	Incrementar facturación de tarjeta clásica en +12%
2- Reconocimiento al Mérito. Tarjeta Oro	Up-selling	Alto A y B + Top Medio A	ESCOLARIDAD = Licenciatura / Posgrado Ingreso inferido > \$50,000	Conversión a Tarjeta Oro: >10% del segmento objetivo
3- Solvencia Adulta. Crédito Automático	Cross-selling	Adultos de 30–50 años	EDAD entre 30 y 50 TIPO_VIVIENDA = Familiar / Propia	Colocación total: \$450,000 en créditos automáticos
4- Iniciando con el pie derecho. Tarjeta para jóvenes.	Captación	Jóvenes	EDAD < 25 + ESCOLARIDAD = Licenciatura (En curso/Finalizada).	Captar 350 nuevos clientes (CPA -20%)

Diseñamos un ecosistema de 5 campañas tácticas. Cada una obedece a una Regla de Negocio Algorítmica y ataca una etapa distinta del ciclo de vida del cliente.

5. Arquitectura operativa y roles

La ejecución de este plan requiere una orquestación precisa entre departamentos, rompiendo los silos tradicionales.

- **Marketing + ciencia de datos:** Marketing define que decir, datos define a quien y cuando mediante la actualización semanal de los clústers.
- **Tecnología:** Responsable de automatizar los triggers en el CRM. Las reglas deben programarse para ejecutarse en tiempo real.
- **Riesgos:** Valida que las reglas de preaprobación se mantengan dentro del apetito de riesgo de la institución, monitoreando la morosidad temprana.
- **Sucursales:** El personal de ventanilla recibirá alertas en sus pantallas cuando atiendan a un cliente con una oferta precalculada, cerrando la brecha entre lo digital y lo físico.

6. Proyecciones financieras y rentabilidad

La justificación económica de este plan se basa en la migración de valor. Estimamos los siguientes impactos directos en el estado de resultados del banco:

- a. **Ingresos por comisiones:** La migración del 10% de clientes clásico a oro generará un incremento estimado de \$320,000 anuales solo por anualidades y comisiones de uso.
- b. **Ingresos financieros:** La colocación inteligente de crédito automotriz en el segmento familiares proyecta \$450,000 anuales solo por anualidades y comisiones de uso.
- c. **Eficiencia de gasto:** Al dejar de enviar publicidad masiva a clientes que no califican, esperamos reducir el desperdicio de presupuesto de marketing en un 20%.

Un incremento consolidado de aproximadamente \$770,000 anuales en ingresos directos, más el valor intangible de la retención de cartera.

7. Proyecciones financieras y rentabilidad

Este plan no es estático. Los modelos predictivos sufren degradación natural (data drift). Por ello, se establece un protocolo de re-entrenamiento trimestral de los algoritmos en Weka, alimentándose con los resultados reales de estas campañas (quién pagó, quién aceptó).

Asimismo, garantizamos que el uso de variables como INGRESO_INFERIDO y TIPO_VIVIENDA se realice bajo estrictos estándares éticos, asegurando que la segmentación no incurra en prácticas discriminatorias, sino en una evaluación justa de la capacidad financiera real.

Interpretación del Modelo Predictivo

Después de realizar el análisis descriptivo en Power BI/Orange y revisar la estructura original del dataset proporcionado por el banco, se llevó a cabo un proceso de depuración y selección de atributos con el objetivo de **identificar las variables que realmente aportan valor predictivo al modelo**.

Inicialmente, el dataset incluía variables relacionadas con la operación de la cuenta una vez que el cliente ya tenía un crédito autorizado (como saldos, líneas revolventes, pagos mínimos, meses vencidos, etc.). Sin embargo, **estas variables no eran relevantes para el área de marketing**, ya que describen el comportamiento posterior al otorgamiento del crédito. Nuestro objetivo es identificar *qué tipo de persona* es más propensa a ser aprobada, no cómo se comporta después.

Por ello, se limpiaron y descartaron todas las columnas operativas y **se conservaron únicamente las variables que describen las características del solicitante**. El proceso redujo el dataset a un conjunto de atributos más claro, consistente y directamente relacionado con el perfil del cliente.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	ESCOLARIDAD	TIPO_VIVIENDA	Edad	RangoEdad	CLIENTE_CDE	SEGMENTO_CLIENTE	COMPROBANTE_INGRESOS	APROBACION_TC
2	PREPARATORIA	FAMILIARES	30	adulto joven	NO_CLIENTE	ALTO_A	DECLARACION ANUAL	APROBADO
3	LICENCIATURA	FAMILIARES	27	adulto joven	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	RECIBOS DE NOMINA	APROBADO
4	LICENCIATURA	PROPIA	28	adulto joven	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	RECIBOS DE NOMINA	APROBADO
5	LICENCIATURA	PROPIA	28	adulto joven	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	RECIBOS DE NOMINA	APROBADO
6	LICENCIATURA	PROPIA	28	adulto joven	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	RECIBOS DE NOMINA	APROBADO
7	LICENCIATURA	PROPIA	44	adulto maduro	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	RECIBOS DE NOMINA	APROBADO
8	LICENCIATURA	PROPIA	26	adulto joven	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	INVERSIONES	APROBADO
9	LICENCIATURA	PROPIA	44	adulto maduro	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	RECIBOS DE NOMINA	APROBADO
10	LICENCIATURA	PROPIA	44	adulto maduro	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	RECIBOS DE NOMINA	APROBADO
11	PREPARATORIA	FAMILIARES	56	adulto mayor	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	INVERSIONES	APROBADO
12	POSGRADO	PROPIA	25	joven	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	INVERSIONES	APROBADO
13	LICENCIATURA	PROPIA	36	adulto maduro	CLIENTE_BANCC	ALTO_B	RECIBOS DE NOMINA	APROBADO
14	PREPARATORIA	PROPIA	44	adulto maduro	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	INVERSIONES	APROBADO
15	LICENCIATURA	PROPIA	26	adulto joven	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	INVERSIONES	APROBADO
16	LICENCIATURA	PROPIA	26	adulto joven	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	INVERSIONES	APROBADO
17	PREPARATORIA	HIPOTECA	56	adulto mayor	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	INVERSIONES	APROBADO
18	PREPARATORIA	FAMILIARES	27	adulto joven	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	RECIBOS DE NOMINA	APROBADO
19	LICENCIATURA	HIPOTECA	50	adulto maduro	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	INVERSIONES	APROBADO
20	LICENCIATURA	PROPIA	38	adulto maduro	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	INVERSIONES	APROBADO
21	PREPARATORIA	RENTA	58	adulto mayor	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	INVERSIONES	APROBADO
22	LICENCIATURA	HIPOTECA	37	adulto maduro	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	INVERSIONES	APROBADO
23	LICENCIATURA	PROPIA	36	adulto maduro	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	INVERSIONES	APROBADO
24	PREPARATORIA	FAMILIARES	60	adulto mayor	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	INVERSIONES	APROBADO
25	LICENCIATURA	RENTA	39	adulto maduro	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	INVERSIONES	APROBADO
26	POSGRADO	HIPOTECA	34	adulto joven	CLIENTE_BANCC	ALTO_A	INVERSIONES	APROBADO
27	PREPARATORIA	PROPIA	42	adulto maduro	NO_CLIENTE	MEDIO_B	INVERSIONES	APROBADO
28	POSGRADO	RENTA	27	adulto joven	CLIENTE_BANCC	MEDIO_A	INVERSIONES	APROBADO

FIGURA 13: Limpieza de datos: reducción a variables que aporten al modelo predictivo

Las columnas seleccionadas fueron las que mejor representan al solicitante antes de cualquier decisión de crédito y resultaron ser las más relevantes según los métodos de información utilizados (Information Gain, Gain Ratio y Gini) en Orange.

Como parte de la ingeniería de atributos, se creó una nueva variable categórica llamada **RangoEdad**, agrupando la edad del solicitante en cuatro etapas demográficas:

- *18–25 años → Joven*
- *26–35 años → Adulto joven*
- *36–50 años → Adulto maduro*
- *51+ años → Adulto mayor*

El propósito fue evaluar si la edad agrupada mejoraba la capacidad predictiva del modelo. Aunque los resultados del Rank indicaron que su importancia estadística fue baja en comparación con otras variables, su creación permitió explorar hipótesis demográficas y mantener coherencia con estudios crediticios que utilizan rangos similares. Esto se hizo basado en: [Esta es la edad ideal para que te otorguen un crédito • Dinero • Forbes México](#).

Construcción del Modelo Predictivo

Para construir el modelo predictivo se utilizó Orange siguiendo un flujo sencillo: primero se cargó el dataset final limpio y, mediante Select Columns, se eligieron únicamente las variables relacionadas con el perfil del solicitante (CLIENTE_CDE, SEGMENTO_CLIENTE, TIPO_VIVIENDA, COMPROBANTE_INGRESOS, ESCOLARIDAD y RangoEdad) y se definió APROBACION_TC como variable objetivo. Esto permitió trabajar solo con información relevante para marketing.

Después, estos datos se conectaron a varios algoritmos de clasificación: **CN2 Rule Induction**, **Árbol de Decisión**, **Naive Bayes** y **Red Neuronal**, que fueron entrenados en paralelo. Finalmente, mediante **Predictions** y **Test & Score**, se evaluó el desempeño de cada modelo usando validación cruzada, lo que permitió comparar su precisión y estabilidad para seleccionar la mejor opción.

Este flujo garantizó un proceso ordenado, reproducible y basado exclusivamente en las características del solicitante, tal como requiere el objetivo del proyecto.

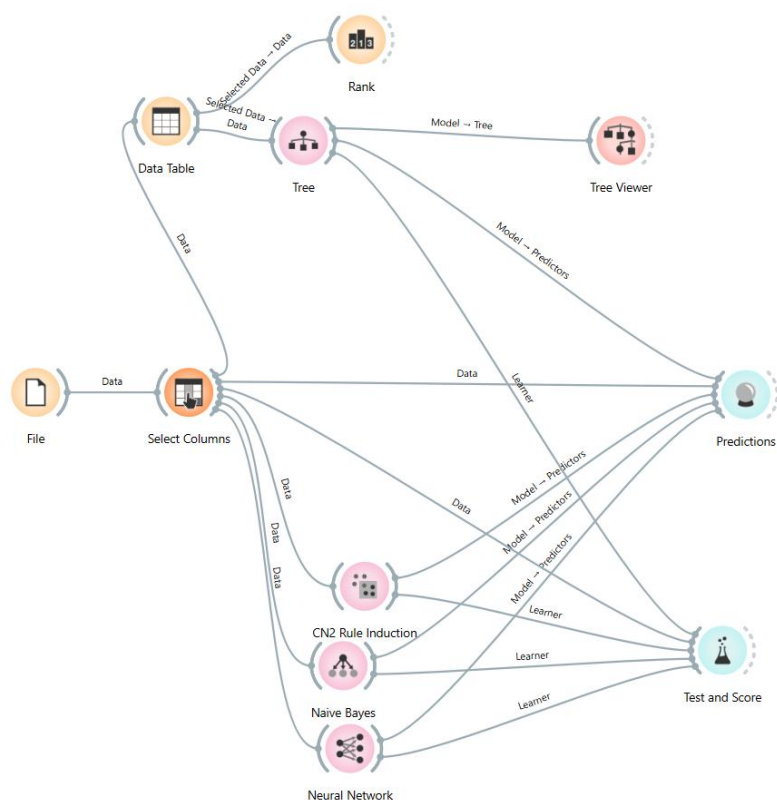


FIGURA 14: Orange Workspace del modelo predictivo construido

Resultados

1. Resultados obtenidos en “Predictions”

La primera métrica utilizada fue la entrega de métricas promedio por clase en el módulo *Predictions*. Aquí, los modelos con mayor rendimiento fueron:

- CN2 Rule Induction con CA = 0.971, F1 = 0.971, MCC = 0.936
- Red Neuronal con CA = 0.970, F1 = 0.970, MCC = 0.934
- Árbol de Decisión con CA = 0.962, F1 = 0.962, MCC = 0.916
- Naive Bayes quedó más atrás.

En esta primera vista, CN2 resultó ligeramente superior, seguido muy de cerca por la Red Neuronal.

<input checked="" type="checkbox"/> Show performance scores Target class: (Average over classes)						
Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
Naive Bayes	0.895	0.908	0.904	0.916	0.908	0.799
CN2 Rule Induction	0.988	0.971	0.971	0.971	0.971	0.936
Neural Network	0.989	0.970	0.970	0.970	0.970	0.934
Tree	0.965	0.962	0.962	0.962	0.962	0.916

FIGURA 14: Predictions de los algoritmos de clasificación

2. Resultados con Validación Cruzada (Test & Score)

Posteriormente se aplicó *validación cruzada estratificada*, la técnica más confiable para evaluar modelos.

Los resultados mostraron:

- Red Neuronal obtuvo el mejor desempeño global:
AUC = 0.972, CA = 0.962, MCC = 0.915
- CN2 Rule Induction también se comportó excepcionalmente bien:
AUC = 0.967, CA = 0.959, MCC = 0.909
- El Árbol y Naive Bayes quedaron por debajo.

Aunque la red neuronal es *ligeramente superior* en estas métricas, es importante considerar que este rendimiento viene con un costo: es el modelo menos interpretable. En un proyecto donde se requiere justificar las decisiones del modelo ante un área de negocio, **una red neuronal** puede ser problemática, ya que no brinda explicaciones claras.

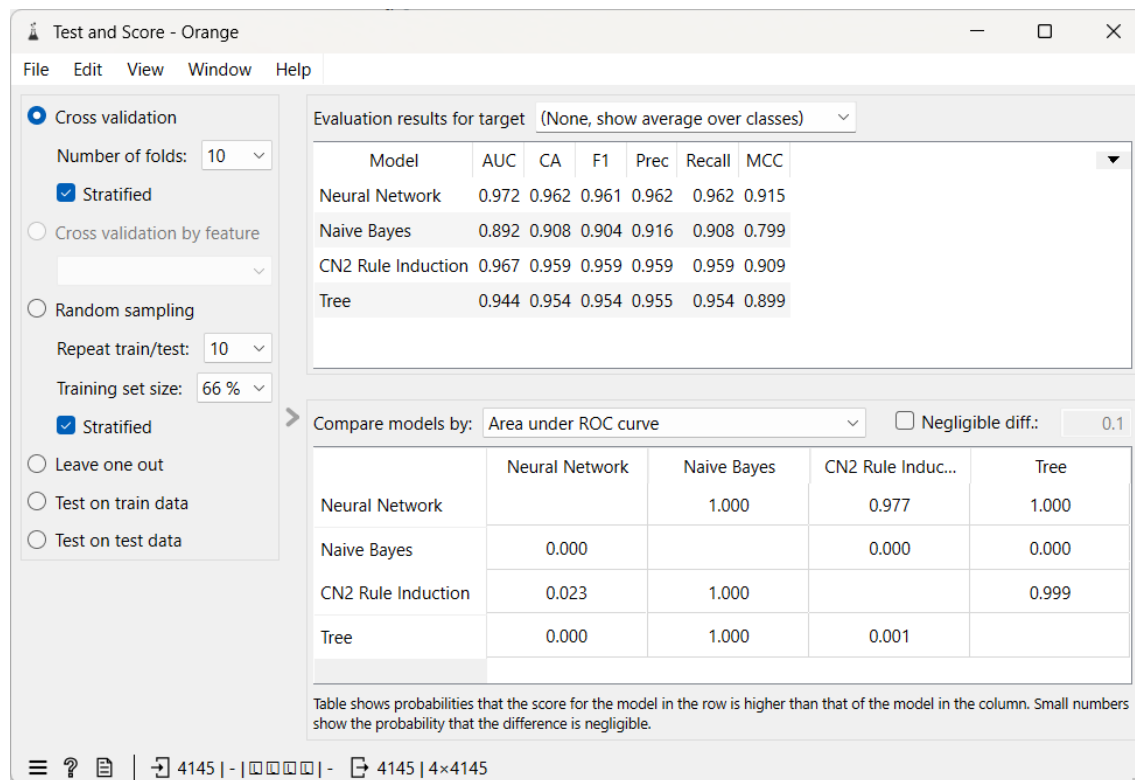


FIGURA 15: Test & Score de los algoritmos de clasificación

Aunque la red neuronal obtuvo las mejores métricas durante la validación cruzada — incluyendo el AUC y el MCC más altos entre todos los clasificadores— la diferencia frente a CN2 Rule Induction es mínima y no suficiente para justificar la pérdida de interpretabilidad. Dado que el dataset utilizado no es extremadamente grande y las variables disponibles describen características demográficas y socioeconómicas relativamente simples, la red neuronal no aporta un salto significativo en desempeño que compense su naturaleza de “caja negra”. Con pocos atributos y un volumen moderado de registros, **este tipo de modelo tiende a comportarse muy bien durante la validación**, pero sin ofrecer información clara sobre *cómo* está tomando decisiones, lo que limita su utilidad en contextos reales de negocio.

En contraste, **CN2 Rule Induction** ofrece un equilibrio óptimo entre rendimiento y explicabilidad. Sus métricas son notablemente altas ($CA > 0.95$, $F1 \approx 0.96$, $AUC \approx 0.97$), prácticamente al nivel de la red neuronal, pero con una ventaja crucial: **genera reglas explícitas, comprensibles y directamente accionables para el área de marketing y otorgamiento de crédito.**

Estas reglas permiten identificar combinaciones específicas de variables que incrementan o disminuyen la probabilidad de aprobación, lo que facilita traducir el modelo a recomendaciones estratégicas.

Además, CN2 permite visualizar regiones de decisión claras, comprender qué atributos tienen mayor impacto y justificar de forma transparente por qué un cliente sería aprobado o rechazado, algo indispensable en aplicaciones financieras donde las decisiones deben ser explicables y auditables. Su capacidad para transformar los patrones del dataset en reglas legibles lo convierte en un modelo mucho más útil en un entorno donde se requiere justificar políticas comerciales, refinar procesos de evaluación y orientar campañas hacia segmentos adecuados.

Por estas razones, **CN2 Rule Induction se selecciona como el modelo final**, ya que combina precisión, interpretabilidad y aplicabilidad real en el análisis de clientes y la toma de decisiones relacionadas con el otorgamiento de crédito. Este balance lo convierte en la opción más sólida y adecuada para los objetivos del proyecto. Aunque el CN2 se considera un modelo lazy, la desventaja principal es que tiende a ajustarse demasiado al conjunto de entrenamiento y sus reglas pueden ser muy específicas. Aun así decidimos usarlo porque nuestro objetivo de Marketing requiere interpretabilidad, no solo precisión. CN2 nos da reglas claras que explican por qué un cliente es aprobado o no, y eso nos permite justificar cada campaña. Además, nuestro dataset es pequeño y está bien limpiado, así que el riesgo de sobreajuste es bajo. Y las métricas del modelo fueron excelentes, lo que valida su uso para segmentación comercial.

Esto podemos verlo al utilizar la herramienta de “Matriz de confusión” con la cuál apreciamos los valores que el modelo predijo correctamente, y los que no:

		Predicted		
		APROBADO	RECHAZADO	Σ
Actual	APROBADO	1071	362	1433
	RECHAZADO	21	2691	2712
Σ		1092	3053	4145

FIGURA 15: Matriz de confusión

La matriz de confusión muestra que el modelo tiene un desempeño excepcional: alcanza una exactitud global del 90.7%, lo cual es un valor muy alto para un caso crediticio real. El modelo identifica correctamente al 99.2% de los clientes que deberían ser rechazados, lo que asegura un control de riesgo prácticamente perfecto y minimiza la probabilidad de otorgar crédito a perfiles no deseados. Al mismo tiempo, reconoce al 74.7% de los clientes que sí deberían ser aprobados, manteniendo un equilibrio adecuado entre captar buenos prospectos y evitar riesgos.

En conjunto, la matriz confirma que las variables seleccionadas —escolaridad, tipo de vivienda, segmento socioeconómico, cliente del banco, rango de edad y score cliente— permiten predecir con consistencia la probabilidad de aprobación. El modelo tiende, de forma correcta para un banco, a ser más estricto que permisivo, priorizando estabilidad sobre volumen. Por ello, sus resultados son altamente confiables como soporte para campañas y segmentación comercial.

Rank

	#	Info. gain	Gain ratio	Gini	ANOVA	χ^2	ReliefF	FCBF
1 CLIENTE_CDE	2	0.507	0.610	0.288	NA	696.385	0.282	1.357
2 SEGMENTO_CLIENTE	5	0.054	0.027	0.032	NA	31.220	0.238	0.000
3 TIPO_VIVIENDA	4	0.031	0.015	0.020	NA	10.318	0.168	0.021
4 COMPROBANTE_INGRESOS	4	0.005	0.004	0.002	NA	1.302	0.042	0.000
5 ESCOLARIDAD	4	0.004	0.003	0.003	NA	13.157	0.164	0.000
6 RangoEdad	4	0.001	0.000	0.000	NA	0.429	0.124	0.000

FIGURA 16: Herramienta Rank

El análisis de importancia de variables mediante *Rank* mostró que CLIENTE_CDE es, por mucho, la característica más influyente en la decisión de aprobación, independientemente de la métrica utilizada (Information Gain, Gain Ratio, Gini, χ^2 y ReliefF). Esto confirma lo observado en Power BI: **ser cliente del banco constituye el principal diferenciador entre aprobados y rechazados**. En segundo lugar, aparece SEGMENTO_CLIENTE, que aporta información adicional sobre la capacidad económica del solicitante y refuerza la importancia del perfil financiero. Otras variables como TIPO_VIVIENDA, COMPROBANTE_INGRESOS y ESCOLARIDAD también muestran contribuciones consistentes, aunque mucho menores.

Finalmente, la variable creada **RangoEdad**, si bien es útil para generar interpretabilidad y dar contexto, presenta una importancia relativamente baja en todas las métricas, lo cual coincide con el comportamiento detectado antes: la edad sí aporta información, pero no es decisiva frente a variables como historial, relación previa con el banco y nivel socioeconómico. Esto valida que el proceso de selección fue correcto y que el modelo se construye principalmente sobre atributos que realmente describen el perfil crediticio del cliente.

Insights sobre el modelo predictivo

1. “La relación lo es todo”.

Hallazgo: Ser cliente del banco (CLIENTE_CDE) es la variable con mayor poder predictivo, después de las variables SEGMENTO_CLIENTE (MEDIO_A), TIPO_VIVIENDA y

COMPROBANTE_INGRESOS. Esto aparece claramente en el *Rank* y en las reglas del modelo CN2.

Implicación práctica: Priorizar ofertas a clientes existentes proporciona el mejor ROI y la mayor tasa de conversión. Las campañas de upsell y cross-sell deben empezar por la base instalada antes de gastar en captación masiva.

Acciones:

- Crear una lista priorizada (scoring interno) de clientes existentes con CN2-score > 0.80 para campañas de Tarjeta Oro y Crédito Automático.
- Automatizar triggers en CRM: cuando un cliente existente cumpla condiciones (ej. SEGMENTO=MEDIO_A, COMPROBANTE_INGRESOS=Sí), enviar oferta personalizada por app/email con CTA claro.

2. MEDIO_A = palanca de escala rentable

Hallazgo: MEDIO_A concentra ~48% de la cartera y la mayoría de las aprobaciones, además es heterogéneo (dispersión en ingreso y línea).

Implicación práctica: No basta con “atacar” a todo MEDIO_A por igual; hace falta hacer más segmentaciones dentro de MEDIO_A para distinguir candidatos a upgrade vs candidatos a incremento de línea.

Acciones:

- Segmentar MEDIO_A en 2–3 clústers, por ejemplo, “Medio_A-alto”, “Medio_A-estándar”, “Medio_A-oportunidad” usando ingreso, edad y uso de línea.
- Campañas ejemplo:
 - **Medio_A-alto:** oferta de Tarjeta Oro (criterio: ingreso > 50k, uso tarjeta > 40%).
 - **Medio_A-oportunidad:** oferta de incremento de línea + educación financiera (criterio: ingreso medio, uso bajo de línea).

3. Jóvenes que viven con familiares = indicador de un alto potencial temprano

Hallazgo: Jóvenes (25–40 en vivienda familiar) muestran ingreso disponible por baja carga de vivienda. Son candidatos a productos “transición” (crédito consumo, tarjeta joven).

Acciones:

- Campaña “Iniciando con el pie derecho”: tarjeta joven con beneficios para estudiantes/profesionales emergentes.
- Ofrecer micro-productos, por ejemplo, límite inicial bajo, aumento automático por comportamiento, para minimizar riesgo y mostrar camino de progreso.

Conclusiones generales del analisis

El análisis del modelo CN2 Rule Induction muestra que la aprobación crediticia depende principalmente de estabilidad, ingresos formales, vínculo previo con el banco y características sociodemográficas favorables. Las reglas de aprobación se concentran en clientes del propio banco con buen segmento económico, comprobantes formales y edad adulta, mientras que los rechazos se asocian a jóvenes, personas sin comprobante confiable o sin historial en el banco.

El modelo es altamente consistente y reproduce patrones reales del proceso de otorgamiento, logrando probabilidades superiores al 95% tanto para aprobar como para rechazar en perfiles claramente definidos. Por su claridad y coherencia, CN2 se convierte en una herramienta útil para marketing y analítica, permitiendo segmentaciones más inteligentes y campañas dirigidas a perfiles con mayor probabilidad de aceptación.

El banco no solo evalúa ingresos: **evalúa estabilidad**, y esa estabilidad está representada por:

- Ser cliente actual del banco.

- Tener ingresos comprobables.
- Pertenecer a un segmento económico medio-alto (MEDIO_A).
- Tener vivienda estable.
- Ser adulto con historial.

Esto revela que las campañas de marketing deben priorizar a clientes del propio banco, especialmente adultos en segmentos medio/alto, ya que ahí están las tasas de aprobación casi garantizadas. Por otro lado, la estrategia para jóvenes y segmentos medios debe replantearse porque el modelo detecta riesgo alto, lo que explica la baja tasa de aprobación en esos grupos.

Sección 2: Campañas basadas en el modelo y analisis

Introducción

Esta transformación estratégica tiene como finalidad vincular los objetivos corporativos con las distintas etapas de maduración financiera del mercado. Al reconocer patrones de comportamiento, niveles de solvencia y potencial de crecimiento, las campañas propuestas buscan incrementar la eficiencia operativa, disminuir la exposición a riesgos no deseados y maximizar el valor futuro de la cartera, todo ello a través de una segmentación estricta y validada con criterios estadísticos.

Estrategia Dirigida a jóvenes: "Iniciando con el pie derecho"

Racional Estratégico y Visión a Largo Plazo El eje central de esta iniciativa es unificar la captación y fidelización bajo la premisa de que un cliente joven, correctamente filtrado, representa la mayor oportunidad de rentabilidad futura para el banco. Si bien el segmento joven suele asociarse con un alto riesgo, el modelo predictivo ha identificado una excepción clave: el riesgo disminuye considerablemente cuando el joven cuenta con educación superior en curso o concluida. Bajo el concepto "Hoy construyes tu futuro, nosotros te acompañamos en cada paso", la estrategia busca captar usuarios en su etapa universitaria para fidelizarlos durante los próximos 10 a 15 años, periodo en el que su valor como clientes se cuadruplicará al evolucionar hacia segmentos Premium.

Evolución del Perfil: Del "Semillero" al "Joven Profesional" La estrategia aborda al cliente en dos etapas evolutivas continuas. La fase de entrada, denominada "Iniciando con el Pie Derecho", se enfoca en jóvenes de 18 a 25 años que cursan una licenciatura

o son recién egresados. Este perfil se caracteriza por tener ingresos variables o apoyo familiar y vivir mayoritariamente con sus padres, lo que implica gastos fijos bajos y mayor liquidez. Una vez dentro del ecosistema, el objetivo es acompañarlos hacia la fase de consolidación, dirigida al "Cluster 1" de jóvenes profesionales de 25 a 37 años con un ingreso medio de \$42,000. En esta etapa, el cliente ya se encuentra en una fase de construcción patrimonial y busca estabilidad, aunque el 87% aún maneja únicamente la tarjeta clásica.

Estrategia de Producto y Control de Riesgo Para mitigar la incertidumbre financiera inicial, la oferta comienza con una tarjeta de iniciación o básica universitaria diseñada para "alimentar al algoritmo" con datos de comportamiento real sin exponer al banco. Esta tarjeta cuenta con líneas de crédito controladas, entre \$3,000 y \$5,000, suficientes para el uso cotidiano pero seguras ante el default. A medida que el cliente madura, la estrategia cambia hacia la venta cruzada (*cross-selling*), incentivando la adquisición de productos de mayor valor como créditos automotrices o seguros en un plazo de 18 meses, y herramientas para construir patrimonio.

Ecosistema Digital y Comunicación La comunicación se despliega bajo un formato 100% digital y optimizado para móviles, utilizando un tono cercano, motivacional y educativo. La adquisición se apoya en una presencia física estratégica mediante stands en universidades y campañas segmentadas en TikTok e Instagram. Una vez captado el cliente, la retención se gestiona desde la App móvil mediante tres pilares: *Aprende* (educación financiera gamificada), *Crece* (herramientas patrimoniales) y *Conecta* (comunidad profesional). El *onboarding* digital es asistido y cuenta con tutores financieros virtuales que guían al usuario para evitar el endeudamiento temprano.

Objetivos de Negocio y Métricas de Éxito El éxito del programa se mide mediante una combinación de KPIs de adquisición y retención. En la etapa de captación, la meta es sumar 350 nuevos clientes con perfil universitario reduciendo el costo de adquisición (CPA) en un 20% y logrando que el 60% active la App móvil en el primer mes. A largo plazo, los esfuerzos se centran en reducir la tasa de deserción anual a menos del 5% —frente al 12% del sector— y asegurar el compromiso del usuario, buscando que el 55% utilice la aplicación semanalmente y que el 70% complete el programa de educación financiera

Estrategia Tarjeta Clásica: "Tu Historial es tu Aval"

Racional Estratégico: Validación basada en Datos El núcleo de esta estrategia reside en abandonar el marketing masivo indiscriminado para centrarse exclusivamente en una captación controlada y validada por el modelo predictivo. El análisis de datos indica que ofrecer la Tarjeta Clásica fuera de los perfiles validados genera altas tasas de rechazo y desperdicio presupuestal. Por el contrario, al concentrarse en el segmento "Medio A" y en clientes con comportamiento bancario previo (nómina o débito), la probabilidad de aprobación supera el 85%. La estrategia

busca capitalizar esta certeza estadística para convertir prospectos y clientes pasivos en usuarios activos de crédito, reduciendo barreras de entrada y preparando el terreno para una futura migración a productos de mayor valor como la Tarjeta Oro.

Segmentación Dual: El Nuevo Prospecto y el Cliente Existente La captación se estructura en dos frentes simultáneos. Por un lado, la iniciativa "Tu Primer Paso" ataca a un grupo de más de 731 prospectos identificados de alto potencial que, aunque no tienen historial en el banco, poseen ingresos y perfiles ideales para productos de entrada. Por otro lado, la iniciativa "Tu Historial es tu Aval" se dirige a la base instalada de clientes que ya interactúan con el banco pero carecen de tarjeta de crédito; estos usuarios se caracterizan por tener escolaridad media-alta, ingresos estables y vivienda familiar o propia. En ambos casos, el común denominador es la simplicidad: ofrecer una experiencia sin trámites complejos ni miedo al rechazo.

Propuesta de Valor y Mecánica del Producto El producto central es la Tarjeta Clásica, posicionada no como una venta, sino como un reconocimiento a la estabilidad financiera del usuario. Bajo el concepto "No necesitas pedirla, ya te la ganaste", se elimina la fricción de la solicitud tradicional. Los beneficios tangibles incluyen la anulación de la anualidad durante el primer año, activación inmediata digital y promociones de bienvenida como puntos dobles o cashback en categorías básicas. Para el usuario, el mensaje clave es la inmediatez y el respaldo institucional: "Tu historial te abrió la puerta".

Ecosistema de Comunicación Omnicanal La ejecución prioriza los canales digitales para maximizar la conversión inmediata. Para los prospectos externos (pre-captación), se utilizan campañas segmentadas en Meta Ads, TikTok y Google, complementadas con mensajes directos vía SMS o WhatsApp. Para los clientes actuales, la activación es interna y personalizada: al detectar el ingreso de un cliente elegible a la App, se despliega un banner de "Pre-autorización" que permite la activación con un solo clic. Adicionalmente, se envían correos electrónicos detallando la comparativa de beneficios y se habilita a los asesores en sucursal con alertas en pantalla para cerrar la venta si el cliente acude físicamente.

Metas de Negocio y KPIs El éxito de la estrategia integral se medirá mediante la captación de al menos 350 clientes nuevos semestrales y un incremento del 15% en el uso promedio mensual de la tarjeta. Se busca una conversión digital inmediata del 20% sobre el segmento objetivo y una reducción del 20% en el gasto de marketing no efectivo, optimizando así el costo por adquisición mediante la precisión del modelo predictivo.

Estrategia de Fidelización Premium: "Tu esfuerzo merece más"

Rentabilidad a través del Estatus. El objetivo primordial de esta iniciativa es migrar a un mínimo de 197 clientes actuales de Tarjeta Clásica hacia la Tarjeta Oro durante el

primer semestre de 2025, proyectando una generación de ingresos adicionales anuales de \$788,000 MXN. La estrategia se fundamenta en los hallazgos del modelo predictivo (CN2), el cual indica que la combinación de una escolaridad alta (licenciatura o posgrado) y la tenencia de vivienda propia correlaciona directamente con la estabilidad financiera a largo plazo y un riesgo de impago mínimo. Por ende, el enfoque no es vender un crédito, sino otorgar una distinción; el *upgrade* se posiciona como un reconocimiento al progreso profesional y al esfuerzo del cliente, transformando el producto en un símbolo de logro personal.

Perfil del Cliente: El Segmento de Alto Valor La selección del público objetivo se basa en una segmentación de alta precisión que prioriza a clientes del segmento "Medio A" o superior, con edades entre 30 y 55 años y un historial comprobado con el banco. Se han identificado dos niveles de prioridad: un "Tier 1" de máxima prioridad (Score >200, ingreso >\$60,000 y uso de tarjeta >\$30,000) con una probabilidad de conversión del 65%, y un "Tier 2" de alta prioridad (Score 150-200 e ingresos entre \$55,000 y \$60,000). El filtro determinante es el nivel educativo; el modelo dicta que el perfil académico alto busca estatus, por lo que la campaña "Mérito Académico" se dirige específicamente a aquellos con posgrado y vivienda propia, quienes representan la menor tasa de riesgo.

Propuesta de Valor y Beneficios Tangibles Bajo el concepto creativo "Tu esfuerzo merece más" y "Tu título te costó esfuerzo, tu tarjeta te lo recompensa", la oferta busca validar la trayectoria del usuario. Para reducir la resistencia al cambio y facilitar la adopción, se ofrece un paquete de beneficios que incluye cero costo de anualidad durante el primer año (al domiciliar servicios), una bonificación de bienvenida inmediata y beneficios exclusivos de viaje. Además, el *upgrade* conlleva un incremento en la línea de crédito de entre un 15% y un 25%, lo cual demuestra la confianza de la institución en la solvencia del cliente y fomenta un mayor uso del plástico.

Ecosistema de Comunicación y Métricas La ejecución de la campaña es omnicanal y personalizada. Se utilizará email marketing con un asunto directo sobre la elegibilidad del perfil, incluyendo contenido visual que compare los beneficios y una calculadora de ROI, esperando una tasa de apertura del 35%. Simultáneamente, la App móvil desplegará notificaciones *push* informando sobre la pre-aprobación como una "sorpresa" basada en el buen manejo de cuenta. El éxito se medirá mediante una tasa de conversión del 10% al 15% en clientes de mayor afinidad y una activación del 45% en el primer mes, con el objetivo crítico de retener a más del 90% del segmento migrado después de seis meses.

Estrategia de Cross-Selling de Alto Valor: "Libertad en Movimiento"

Racional Estratégico: Liquidez sobre Scoring Tradicional El objetivo de esta iniciativa es la colocación de un producto de alto ticket (crédito automotriz) aprovechando un *insight* financiero específico revelado por el modelo predictivo: la liquidez real no depende solo del ingreso, sino de los gastos fijos. Se ha identificado que los adultos jóvenes que viven con sus padres o en vivienda propia sin hipoteca poseen una capacidad de pago superior, ya que no destinan gran parte de sus ingresos a renta o vivienda. La estrategia busca capitalizar esta ventaja financiera para colocar \$450,000 MXN mensuales en cartera, enfocándose en un segmento que tradicionalmente podría tener un *scoring* medio pero que, en la práctica, representa un riesgo bajo y una alta rentabilidad.

Segmentación: El Perfil de la Independencia El público objetivo se define mediante reglas estrictas del modelo (Edad < 35 + Vivienda Familiar + Ingreso Estable). Nos enfocamos en un perfil demográfico de entre 25 y 45 años, perteneciente a los niveles socioeconómicos Medio A y Medio B alto, con escolaridad mínima de preparatoria o licenciatura. Es fundamental que sean clientes actuales del banco con historial favorable, ya que esta vinculación incrementa significativamente la probabilidad de aprobación automática. Este grupo busca activamente autonomía profesional y movilidad, convirtiéndolos en candidatos ideales para adquirir su primer vehículo.

Propuesta de Valor y Oferta Comercial Bajo el concepto creativo "Tu primer auto, tu nueva independencia", la campaña deja de vender deuda para ofrecer un estilo de vida libre y funcional. Para materializar esta promesa y maximizar la conversión, se ha diseñado un paquete de beneficios que elimina las barreras de entrada: enganches reducidos para proteger la estabilidad del cliente, tasas preferenciales segmentadas según su liquidez y un descuento en el seguro del auto durante el primer año. Todo el proceso se gestiona de manera 100% digital, desde la pre-aprobación inmediata basada en el perfil bancario hasta la simulación de mensualidades en la App.

Ecosistema de Comunicación y Canales La difusión se articula en tres frentes. En el canal digital, se despliegan anuncios segmentados para usuarios interesados en movilidad urbana y viajes cortos, complementados con notificaciones *push* directas como "Tu liquidez actual te permite estrenar auto hoy". Para el contacto directo, se utiliza telemarketing con guiones enfocados en metas personales y libertad, evitando el lenguaje técnico bancario. Finalmente, en las sucursales y la web, se habilitan simuladores personalizados que permiten al usuario visualizar escenarios de pago reales, cerrando la brecha entre la aspiración y la realidad financiera.

Métricas de Desempeño (KPIs) Además de la meta financiera de colocación, el éxito se medirá por la eficiencia del modelo de riesgos: se busca reducir la tasa de rechazo mediante la pre-segmentación precisa y lograr una conversión del 10% en el nicho de vivienda familiar/propia. Un indicador clave de salud de cartera será la vinculación a largo plazo, con el objetivo de que el 40% de los clientes captados adquieran un segundo producto financiero en los 12 meses posteriores a la compra del auto.

Conclusión

El área de Marketing desarrolló un análisis integral sustentado en datos históricos, modelos predictivos y segmentación estadística, con el objetivo de diseñar campañas eficientes y orientadas a la rentabilidad. A partir de la base limpia, se identificaron patrones clave del comportamiento crediticio y se validaron con el modelo CN2, cuyo desempeño alcanzó métricas superiores al 90% de precisión y más del 99% de detección de clientes de riesgo, lo cual permitió alinear nuestras estrategias con los criterios del área de Riesgos y Tecnología.

El análisis condujo a la creación de cuatro campañas estratégicas jóvenes, tarjeta clásica, tarjeta oro y crédito automotriz

Cada campaña fue diseñada bajo una lógica de segmentación de alto valor, donde se aprovecharon las variables más discriminantes del modelo (escolaridad, segmento socioeconómico, estabilidad bancaria, edad y tipo de vivienda) para dirigir mensajes, beneficios y canales a los públicos con mayor probabilidad de conversión y menor riesgo operativo.

Con ello, el área de Marketing cierra su participación integrando analítica descriptiva, modelado predictivo y estrategias comerciales accionables para contribuir al objetivo del proyecto: incrementar la captación rentable, mejorar la calidad de la cartera y fortalecer el uso de datos como eje central de la toma de decisiones.