



APLICACIÓN DE HERRAMIENTAS CUANTITATIVAS EN EL SECTOR FINANCIERO PRIVADO

2025

Gijón, Pablo

gijonpablo98@gmail.com

Tutor: Emiliano Koch



Índice

Resumen	3
Introducción	4
Situación Problemática	5
Preguntas de Investigación	6
Objetivo General	6
Objetivos Específicos	6
Marco Metodológico	6
Marco Teórico	8
Aplicación	13
Recomendaciones	49
Conclusiones	50
Referencias	51
Apéndice	52



Resumen

En un contexto financiero dinámico y altamente competitivo, este trabajo aborda el desafío de transformar los datos de Fints, empresa dedicada a préstamos personales y ventas de productos a crédito, en información estratégica capaz de mejorar su gestión comercial y operativa. Aunque la organización contaba con un volumen significativo de datos históricos, no disponía de procesos formales ni herramientas analíticas que permitieran aprovechar ese recurso para orientar decisiones.

El trabajo se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo que inició con la recolección, limpieza y estandarización de las bases de datos de clientes, créditos y ventas de productos. Esta etapa clave permitió asegurar que toda la información utilizada fuera consistente y confiable, lo que garantiza que los análisis posteriores se apoyen en una base sólida.

Se realizaron análisis exploratorios, segmentaciones y modelos que aportaron una visión más clara del funcionamiento real de la empresa y de la cartera de clientes. La aplicación de clustering permitió identificar cuatro segmentos de clientes con comportamientos distintos en términos de recurrencia, morosidad y valor económico, evidenciando la necesidad de estrategias diferenciadas. El estudio del ciclo de recompra reveló que el 50 % de los clientes retorna dentro de los dos meses, proporcionando un parámetro para gestionar la actividad comercial. Complementariamente, el análisis de supervivencia demostró que la probabilidad de que un cliente permanezca inactivo cambia a medida que transcurre el tiempo y difiere según el clúster al que pertenece, lo que valida la segmentación realizada.

En relación con la venta de productos financiados, el Análisis ABC mostró que solo el 19 % de los artículos explica el 75 % del valor económico, lo que permitió establecer prioridades claras para la gestión de inventarios. También se construyeron series temporales de demanda de los productos críticos, identificándose patrones irregulares y estacionales que condicionan la planificación de las compras.

Los resultados muestran que las herramientas cuantitativas fortalecen la toma de decisiones contribuyendo directamente a mejorar la rentabilidad al permitir una asignación más eficiente de esfuerzos comerciales, una gestión de riesgo más precisa y un control más inteligente del inventario. Lo obtenido en este trabajo puede actuar como punto de partida para que la empresa continúe desarrollando una cultura de gestión basada en evidencia, incorporando mejoras en su sistema de información y ampliando la captura de variables relevantes.

Palabras Clave: análisis cuantitativo, decisiones, datos, modelos, rentabilidad



Introducción

En los primeros meses de 2025, el sector financiero argentino experimentó un crecimiento significativo en el crédito al sector privado. Según datos del Banco Central de la República Argentina, en enero el crédito real en pesos al sector privado aumentó un 70,6 % interanual, reflejando una mayor canalización de fondos hacia personas y empresas. Este dinamismo configura un entorno competitivo y en expansión, que plantea tanto oportunidades como desafíos para las entidades que participan del mercado.

En la era digital, los datos se han convertido en un activo estratégico para la gestión empresarial. Su análisis permite fundamentar decisiones en evidencia y no depender exclusivamente de la intuición, que, si bien puede resultar útil en determinados momentos, alcanza su mayor efectividad cuando se complementa con información respaldada por datos. El enfoque cuantitativo, de carácter científico, se basa en definir con precisión un problema, modelarlo, recopilar información relevante, generar y evaluar alternativas, y finalmente aplicar soluciones. Este proceso sistemático evita que las decisiones dependan de la improvisación y favorece resultados más confiables y eficientes.

En este contexto, Fints se posiciona como una empresa argentina con presencia en doce provincias: Tucumán, Salta, Córdoba, Corrientes, Buenos Aires, Santa Fe, San Luis, La Rioja, La Pampa, Mendoza, Misiones y Neuquén. Desde su fundación, la compañía ha orientado sus esfuerzos a ofrecer soluciones flexibles que se adapten a las necesidades de sus clientes, apoyándose en un equipo de profesionales que prioriza la simplicidad y la eficiencia en cada interacción. Este enfoque ha permitido consolidar relaciones de confianza con una amplia base de clientes a nivel nacional.

La estructura de Fints se organiza en dos unidades de negocio principales. La **Unidad de Servicios Financieros** constituye el eje central de la empresa, dedicada a otorgar préstamos personales en todo el territorio argentino, con ventas de productos a crédito concentradas exclusivamente en la provincia de Tucumán. Su propuesta se centra en la rapidez y accesibilidad del servicio, garantizando que los clientes puedan disponer del dinero que necesitan en la menor cantidad de trámites posibles. Por su parte, la **Unidad de Servicios Profesionales** funciona en San Miguel de Tucumán, orientada al asesoramiento contable, fiscal y laboral de PyMEs y empresas familiares de la región. Ambas unidades se apoyan en equipos especializados que buscan ofrecer soluciones ágiles y específicas, contribuyendo así a la construcción de relaciones sostenibles en el tiempo.

Ahora bien, la creciente complejidad del mercado financiero, sumada al particular modo de operar de Fints, exige que la toma de decisiones trascienda la intuición y se fundamente en evidencia objetiva. Esta necesidad cobra especial relevancia al tratarse de servicios intangibles, como los préstamos personales, cuya calidad y nivel de satisfacción del cliente resultan más difíciles de medir en comparación con bienes tangibles. Frente a este



desafío, el análisis cuantitativo constituye una herramienta esencial, al permitir transformar los registros internos en información relevante para la toma de decisiones.

En virtud de lo expuesto, el presente trabajo se centra exclusivamente en la Unidad de Servicios Financieros Personales, que dispone del volumen de datos históricos y estructurados necesario para el desarrollo de herramientas cuantitativas. El análisis de estas bases de datos representa una oportunidad valiosa para reconocer patrones de comportamiento, evaluar tendencias y detectar áreas de mejora en la gestión comercial y operativa.

Situación Problemática

El sector financiero argentino atraviesa un escenario caracterizado por una elevada volatilidad macroeconómica, altos niveles de inflación y un crecimiento acelerado del crédito al sector privado. Este dinamismo genera tanto oportunidades de expansión como riesgos significativos para las empresas que operan en dicho mercado. Para sobrevivir y competir en este entorno, las organizaciones financieras se ven obligadas a tomar decisiones rápidas y fundamentadas en información confiable. Sin embargo, en la práctica, muchas de estas decisiones se sustentan más en la experiencia o intuición de los directivos que en el análisis sistemático de datos, lo que aumenta la probabilidad de errores estratégicos y reduce la capacidad de anticipación frente a los cambios del entorno.

En particular, Fints, una empresa argentina dedicada a otorgar préstamos personales en distintas provincias y a comercializar productos a crédito en Tucumán, enfrenta este desafío de manera cotidiana. La compañía dispone de un volumen importante de datos: historial de clientes, montos solicitados, cuotas, saldos y productos financiados. No obstante, la información se encuentra almacenada sin un tratamiento analítico profundo que permita extraer valor estratégico de ella. Es decir, la existencia de datos no se traduce automáticamente en información relevante para la gestión. Esta limitación se refleja en diversas áreas críticas de la organización. Por un lado, la falta de segmentación de clientes impide diferenciar con precisión entre los perfiles más rentables y aquellos con mayor riesgo de morosidad, lo que repercute directamente en la política crediticia y en la rentabilidad general. Por otro lado, la ausencia de herramientas de pronóstico dificulta anticipar la demanda futura de productos, limitando la planificación de recursos financieros. Además, no se implementan metodologías de clasificación de productos que permitan identificar cuáles concentran la mayor proporción del valor económico de la cartera y, por ende, requieren un mayor control y seguimiento.

La dependencia de la intuición o de la experiencia individual de los responsables de la toma de decisiones genera un riesgo adicional: la falta de estandarización y formalización de los procesos de gestión. Esto no solo afecta la eficiencia interna, sino también la capacidad de competir en un mercado donde otras entidades comienzan a incorporar herramientas de inteligencia de negocios, análisis predictivo y tableros de control interactivos.



En un contexto de inflación elevada y tasas crecientes de morosidad, la ausencia de mecanismos cuantitativos y de sistemas de información robustos se convierte en una desventaja competitiva para Fints. El desafío no radica únicamente en almacenar datos, sino en transformar esos registros en conocimiento útil para la gestión estratégica. Sin esta capacidad, la empresa corre el riesgo de perder oportunidades de crecimiento, asignar inelegantemente sus recursos financieros y no lograr diferenciarse en un mercado altamente competitivo.

Por lo tanto, la situación problemática que se plantea es la carencia de mecanismos formales, metodologías cuantitativas y herramientas de análisis de datos en Fints, lo que limita su capacidad de transformar la información disponible en insumos estratégicos para una toma de decisiones eficiente, oportuna y alineada con las exigencias del entorno.

Preguntas de Investigación

Las siguientes preguntas guiarán el desarrollo del trabajo:

- ¿Cómo se desarrollan actualmente las operatorias vinculadas a la toma de decisiones dentro de la empresa?
- ¿Qué información considera la organización como clave para su gestión?
- ¿De qué manera las herramientas de análisis cuantitativo pueden contribuir a mejorar los procesos de decisión en la organización?

Objetivo General

Desarrollar herramientas de análisis cuantitativo a partir de las bases de datos de créditos, clientes y productos de la empresa Fints, con el fin de transformar la información disponible en insumos estratégicos que fortalezcan el proceso de toma de decisiones comerciales y operativas.

Objetivos Específicos

- Diagnosticar la situación actual de la operatoria de toma de decisiones en Fints.
- Determinar los indicadores clave y las variables esenciales a partir de la información disponible.
- Determinar qué herramientas cuantitativas son viables de aplicar a partir de los datos disponibles en la empresa.

Marco Metodológico

El presente trabajo se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, dado que se buscó medir y analizar de manera objetiva los datos disponibles en la empresa financiera, con el propósito de transformarlos en información útil para la toma de decisiones estratégicas y



administrativas. Este enfoque se caracteriza por utilizar la recolección de datos numéricos y el análisis estadístico para probar hipótesis y responder preguntas de investigación, lo cual resulta pertinente para el problema planteado.

En cuanto al diseño de investigación, se adoptó un diseño no experimental, puesto que no se manipularon de manera deliberada las variables independientes. En este tipo de diseño, los fenómenos se observan en su contexto natural y se analizan tal como se presentan en la realidad. En este caso, la información provino de los registros internos de la empresa, de bases de datos en Excel y de su sistema de información propio, lo que permitió estudiar los datos en su estado actual sin alterar las condiciones en que fueron generados.

El alcance temporal de la investigación es de corte transversal, lo que implica que los datos se recolectaron y analizaron en un único período de tiempo, con el fin de obtener un diagnóstico de la situación presente y proponer herramientas cuantitativas aplicables a la gestión.

Para el desarrollo del presente proyecto, se emplearon técnicas de recolección de datos que permitieron acceder a la información disponible en la empresa. La principal fuente de datos fue la revisión de registros y bases de datos existentes en el sistema de información de la compañía, los cuales contienen el historial transaccional y demográfico de los clientes. Como complemento, se utilizó la observación y se aplicaron cuestionarios abiertos dirigidos al personal clave, lo cual permitió obtener una comprensión más profunda y contextualizada de la información numérica.

Las herramientas de análisis de datos fueron las siguientes:

- Preparación y transformación de datos: Se utilizaron herramientas como Excel, Power Query y Python para la limpieza, estructuración y validación de las bases de datos. Esta etapa es fundamental para asegurar la calidad de la información, ya que permite eliminar duplicados, corregir errores y dar formato a los datos antes de proceder con el análisis más complejo.
- Modelos de series temporales: Para generar proyecciones de demanda de productos a partir de los datos históricos.
- Análisis ABC de productos vendidos a crédito: Esta técnica permite clasificar los productos en categorías A, B y C según su aporte al costo total y al valor económico. La finalidad es identificar cuáles concentran el mayor peso en la cartera de productos a crédito y, por ende, requieren mayor control y seguimiento.
- Análisis de Clustering: Se aplicó esta metodología para segmentar la base de clientes según variables demográficas, financieras y de comportamiento. El objetivo es detectar perfiles homogéneos que permitan diseñar estrategias diferenciadas por segmento.



- Análisis de supervivencia (Kaplan-Meier): Para estimar la probabilidad de que un cliente permanezca inactivo a lo largo del tiempo e identificar momentos críticos para la intervención comercial.
- Dashboards: Para visualizar de manera integral los indicadores clave de desempeño (KPI) y los resultados obtenidos de los modelos, facilitando así el seguimiento y la toma de decisiones en tiempo real.

La combinación de estas técnicas permitió no solo analizar los datos actuales, sino también generar modelos predictivos y descriptivos que fortalecen la capacidad de decisión de la empresa.

Marco Teórico

La toma de decisiones en administración

Simon (1960) plantea que la racionalidad en las organizaciones está limitada por factores cognitivos y por la disponibilidad de información. En este marco, los administradores deben recurrir a herramientas que reduzcan la incertidumbre y orienten las decisiones hacia resultados más predecibles. Drucker (1999) refuerza esta visión al señalar que la efectividad del administrador depende de su capacidad para tomar decisiones fundamentadas, más allá de la intuición.

El análisis cuantitativo como apoyo a la administración

Según Render, Stair & Hanna (2018) el análisis cuantitativo constituye un enfoque científico para la resolución de problemas administrativos. Se basa en modelos que representan la realidad de manera simplificada, permitiendo evaluar alternativas y proyectar escenarios. Este enfoque busca transformar los datos en información valiosa, facilitando que las decisiones de negocio se sustenten en evidencias y no exclusivamente en la intuición, que si bien puede ser útil, resulta insuficiente en entornos dinámicos y competitivos.

El enfoque del análisis cuantitativo consiste en definir un problema, desarrollar un modelo, obtener los datos de entrada, desarrollar una solución, probar la solución, analizar los resultados e implementarlos. No es necesario que un paso termine por completo antes de comenzar el siguiente; en la mayoría de los casos, uno o más de dichos pasos se modificarán en alguna medida antes de implementar los resultados finales. Esto ocasionará que cambien todos los pasos subsecuentes.

Hillier y Lieberman (2010) destacan que los modelos permiten simplificar fenómenos complejos, destacando las variables más relevantes para el problema de estudio. En el ámbito de la administración, los modelos matemáticos son los más empleados, ya que posibilitan cuantificar relaciones y proyectar escenarios futuros. Herramientas como la programación lineal ayudan a optimizar recursos, los modelos de series temporales permiten prever la demanda y las técnicas de clustering apoyan la segmentación de clientes, favoreciendo estrategias diferenciadas.



Aprendizaje Automático

El aprendizaje automático es una rama de la inteligencia artificial, que tiene como objetivo construir programas por computadora que aprendan automáticamente en base a experiencia adquirida. Utilizan algoritmos que analizan datos, buscando reconocer patrones y tendencias para el entendimiento de los mismos.

Según Sandoval, los algoritmos de aprendizaje automático pueden dividirse en dos categorías principales: aprendizaje supervisado y no supervisado.

El aprendizaje supervisado es cuando entrenamos un algoritmo dándole las preguntas y las respuestas, es decir, las características y las etiquetas. Así en el futuro el algoritmo pueda hacer una predicción conociendo las características

El aprendizaje no supervisado es donde los algoritmos analizan y agrupan datos sin etiquetas para descubrir patrones, estructuras y relaciones ocultas. El único input que se le da al algoritmo son las características.

Clustering en la segmentación de clientes

El *clustering* o análisis de conglomerados es una técnica estadística que permite agrupar elementos en función de su similitud, constituyendo una metodología de aprendizaje automático no supervisado. A diferencia de las segmentaciones predefinidas (basadas en criterios manuales), esta técnica explora la estructura interna de los datos y forma grupos de manera autónoma.

En el entorno financiero, el clustering se convierte en una herramienta estratégica para identificar perfiles de clientes con características comunes, lo cual habilita una gestión diferenciada en términos de riesgo crediticio, rentabilidad y fidelización. De esta forma, fortalece la toma de decisiones basadas en evidencia y promueve un uso más eficiente de los recursos de la organización.

Análisis ABC

El análisis ABC es una metodología de clasificación que se apoya en el principio de Pareto, que establece que hay “pocos artículos cruciales y muchos triviales”, según el cual un pequeño grupo de elementos suele concentrar la mayor parte del valor. La idea es establecer políticas de inventarios que centren sus recursos en las pocas partes cruciales del inventario y no en las muchas partes triviales. No es realista monitorear los artículos baratos con la misma intensidad que a los artículos costosos. En gestión empresarial, este análisis permite categorizar los productos en tres grupos:

- A: productos de alto valor,
- B: productos de valor intermedio,
- C: productos numerosos, pero de bajo impacto económico.

Su utilidad radica en que facilita priorizar esfuerzos de gestión sobre los productos que más inciden en la rentabilidad. En empresas que venden a crédito, esta herramienta cobra



especial relevancia, ya que contribuye tanto a la administración de inventarios como al control de riesgos financieros asociados a los principales productos de la cartera.

Las políticas que pueden basarse en el análisis ABC incluyen:

1. Los recursos de compras que se dedican al desarrollo de proveedores deben ser mucho mayores para los artículos A que para los artículos C.
2. Los artículos A, a diferencia de los B y C, deben tener un control físico más estricto; quizás deban colocarse en áreas más seguras y tal vez la exactitud de sus registros en inventario deba ser verificada con más frecuencia.
3. El pronóstico de los artículos A merece más cuidado que el de los otros artículos.

Análisis Inteligente de Datos y Dashboards

El Análisis Inteligente de Datos es un proceso esencial que transforma datos brutos en información significativa y relevante para la toma de decisiones. Kaplan y Norton (2005), mundialmente reconocidos por el Cuadro de Mando Integral, afirman que la gestión efectiva requiere herramientas que permitan monitorear el desempeño de objetivos claves en tiempo real.

En este marco, los *dashboards* constituyen la herramienta visual por excelencia para la Inteligencia de Negocios. Funcionan como tableros de control interactivos que cumplen un doble propósito esencial:

1. **Representación Dinámica y Condensada:** Los *dashboards* ofrecen una representación dinámica y completa de los datos esenciales de la empresa. Su función principal es condensar la información clave y presentarla de manera clara y accesible.
2. **Monitoreo y Toma de Decisiones Ágil:** Estas herramientas permiten a los usuarios supervisar de forma continua los Indicadores Clave de Rendimiento (KPI) y otros datos relevantes en tiempo real. Esto facilita la toma de decisiones ágiles e informadas, posibilitando la identificación rápida de tendencias, patrones y anomalías.

Los *dashboards* son adaptables y personalizables, permitiendo a los usuarios configurar los tableros según sus necesidades específicas y ofreciendo una visión panorámica del estado y desempeño de la empresa. Su utilidad y confiabilidad se incrementan debido a que suelen construirse utilizando soluciones de inteligencia empresarial que integran datos de distintas fuentes, como bases de datos internas y sistemas de planificación de recursos empresariales (ERP), lo que asegura la precisión y actualización en tiempo real de la información presentada.

Indicadores de gestión

Los Indicadores Clave de Desempeño (KPI) constituyen métricas fundamentales para evaluar el grado de cumplimiento de los objetivos de una organización. Según Drucker (1954), los KPIs permiten traducir metas abstractas en medidas cuantitativas y verificables, facilitando una gestión orientada a resultados.

Su valor radica en que posibilitan a los directivos medir el progreso, evaluar la eficacia de las estrategias implementadas y promover la mejora continua. Estos indicadores pueden abarcar dimensiones diversas, como eficiencia operativa, satisfacción del cliente, rentabilidad



o productividad, garantizando así una visión integral del desempeño. No se limitan a la simple medición de resultados; también destacan la relevancia de la retroalimentación continua, que se traduce en la capacidad de ajustar las estrategias en tiempo real para mejorar la ejecución de los objetivos a lo largo del proceso. Esta flexibilidad es fundamental para que las organizaciones se adapten a cambios imprevistos y optimicen su desempeño.

En síntesis, los KPIs se configuran como herramientas objetivas que permiten alinear esfuerzos organizacionales con los objetivos estratégicos.

Pronósticos y Modelos de Series de Tiempo

Según Render (2016), pronosticar es la predicción de la evolución de un proceso o de un hecho futuro a partir de criterios lógicos y científicos. Existen muchas formas de pronosticar el futuro. En muchas empresas, el proceso completo es subjetivo e incluye los métodos improvisados, la intuición y los años de experiencia. También existen diversos modelos de pronósticos cuantitativos, como promedios móviles, suavizamiento exponencial, proyecciones de tendencias y análisis de regresión por mínimos cuadrados.

Pocas veces existe un único método de pronósticos que sea superior independientemente del contexto. Una organización podría encontrar que la regresión es efectiva, otra tal vez aplique varios enfoques, y una tercera quizás combine técnicas cuantitativas y subjetivas.

Los modelos de series de tiempo intentan predecir el futuro usando datos históricos. Estos modelos suponen que lo que ocurrirá en el futuro es una función de lo que haya sucedido en el pasado. En otras palabras, los modelos de series de tiempo ven qué ha pasado durante un periodo y usan una serie de datos históricos para realizar un pronóstico.

Cuando se analizan varios modelos de pronósticos diferentes para saber qué tan bien funciona un modelo o para comparar un modelo con otros, los valores pronosticados se comparan con los valores reales u observados. El error del pronóstico (o desviación) se define como: Error de pronóstico = valor real - valor pronosticado Una medida de exactitud es la desviación media absoluta (DMA), que se calcula tomando la suma de los valores absolutos de los errores de pronósticos individuales y, luego, dividiendo entre el número de errores

Una serie de tiempo se basa en una secuencia de datos igualmente espaciados (semanales, mensuales, trimestrales, etcétera), sus componentes son:

1. Tendencia (T): es el movimiento gradual hacia arriba o hacia abajo de los datos en el tiempo.
2. Estacionalidad (S): es el patrón de la fluctuación de la demanda arriba o abajo de la recta de tendencia que se repite a intervalos regulares.
3. Ciclos (C): son patrones en los datos anuales que ocurren cada cierto número de años. Suelen estar vinculados al ciclo de negocios.
4. Variaciones aleatorias (R): son “saltos” en los datos ocasionados por el azar y por situaciones inusuales; no siguen un patrón discernible.



Descomposición multiplicativa: en estadística existen dos formas generales de los modelos de series de tiempo. Una de ellas es un modelo multiplicativo que supone que la demanda es el producto de las cuatro componentes y se establece como:

$$\text{Demanda: } T \times S \times C \times R$$

Promedios móviles: son útiles si podemos suponer que las demandas del mercado permanecerán bastante estables en el tiempo. Un promedio móvil de cuatro meses, por ejemplo, se encuentra simplemente sumando la demanda durante los últimos cuatro meses y dividiéndola entre 4. Con cada mes que pasa, los datos del mes más reciente se suman a los datos de los tres meses anteriores y se elimina el mes más lejano. Esto tiende a suavizar las irregularidades de corto plazo en la serie de datos.

Suavizamiento exponencial: es un método de pronósticos de uso sencillo y se maneja con eficiencia en computadora. Aunque es un tipo de técnica de promedio móvil, necesita llevar un registro de los datos pasados. La fórmula básica para el suavizamiento exponencial es:

$$\text{Nuevo pronóstico} = \text{pronóstico del último periodo} + \alpha(\text{demanda real del último periodo} - \text{pronóstico del último periodo})$$

Donde α es un peso (o constante de suavizamiento) que tiene un valor entre 0 y 1, inclusive. Permite asignar un peso a los datos recientes. Se puede modificar para dar más peso a los datos recientes con un valor alto o a los datos pasados cuando es bajo. Se pueden tratar varios valores de la constante de suavizamiento y se seleccionará aquel que dé la menor DMA.

Análisis de Supervivencia

El análisis de supervivencia es una técnica estadística utilizada para estudiar el tiempo que transcurre hasta que ocurre un evento de interés (Hosmer, Lemeshow & May, 2008). Se aplica en disciplinas muy diversas como medicina, ingeniería o ciencias sociales y resulta especialmente útil cuando no todos los sujetos experimentan el evento dentro del período observado. En estos casos aparecen los llamados datos censurados, que constituyen una parte esencial de este tipo de análisis.

En el contexto de este trabajo, el evento de interés es la recompra de un crédito por parte de un cliente. Por lo tanto, el tiempo que se analiza es el número de días que transcurren desde la última operación hasta que el cliente vuelve a solicitar un crédito. Sin embargo, no todos los clientes retornan durante el período de estudio. A estos casos se los denomina observaciones censuradas, y representan a aquellos clientes para los cuales no se conoce la fecha real de retorno. La incorporación de estos datos es fundamental, ya que ignorarlos generaría una visión sesgada del comportamiento real de la cartera.



El elemento central de esta metodología es la función de supervivencia, definida como la probabilidad de que un cliente permanezca inactivo (es decir, sin haber solicitado un nuevo crédito) después de un tiempo determinado t , matemáticamente, se expresa como: $S(t)=P(T>t)$

Uno de los métodos más utilizados para estimar esta función es el estimador de Kaplan-Meier, un procedimiento no paramétrico que permite calcular la probabilidad de supervivencia incluso cuando existe censura. Kaplan-Meier actualiza la probabilidad cada vez que ocurre un evento (una recompra), y mantiene la información de los clientes censurados sin tratarlos como si hubieran abandonado o vuelto, sino como “casos cuyo evento aún no se observó”.

El análisis de supervivencia aporta una visión temporal detallada del comportamiento de los clientes y complementa otras técnicas descriptivas, permitiendo identificar momentos críticos para la intervención comercial y apoyar decisiones estratégicas basadas en evidencia.

Aplicación

El desafío central de Fints radica en la carencia de mecanismos formales para transformar el volumen de datos disponible en conocimiento estratégico. La etapa de aplicación se enfoca precisamente en subsanar esta limitación, desarrollando las herramientas cuantitativas definidas sobre las bases de datos previamente validadas.

Diagnóstico de la Operatoria Actual

Como complemento esencial a la información numérica, se llevó a cabo una entrevista con el socio gerente y fundador de Fints, quien además de ser contador público se desempeña como la autoridad máxima de la organización. Su rol abarca tanto la gestión administrativa e impositiva como la supervisión directa de las operatorias crediticias. La empresa cuenta con un colaborador que se encarga de la atención comercial y de la administración de redes sociales, orientadas principalmente a la captación y contacto con los clientes.

De la entrevista se obtuvo la siguiente información relevante:

- En las ventas a crédito se trabaja principalmente con stock de productos. En fechas especiales, como el Día del Niño, la modalidad de venta se organiza bajo pedido, a fin de no inmovilizar capital en productos de baja rotación.
- Existen artículos de alto valor, como motos y freezers, que se comercializan únicamente a pedido.
- La mayoría de los productos se financia en seis cuotas, mientras que las motos constituyen la única excepción, con un plan de hasta doce cuotas.
- El precio de los productos se duplica en seis meses, lo cual representa un interés del 100 %. Si bien se reconoce como elevado, se justifica por el nivel de riesgo percibido.
- No se registra el stock de productos, solo las ventas.



- Los principales canales de publicidad online son Facebook e Instagram.
- La fijación de tasas y condiciones de crédito responde fundamentalmente a criterios internos de riesgo, sin apoyarse aún en un análisis sistemático de datos.
- La venta de productos a créditos, se realiza solo de forma presencial, a diferencia de los créditos que pueden solicitarse vía online.

En conclusión, la entrevista permitió constatar que, pese a disponer de información valiosa sobre clientes, productos y condiciones de crédito, la empresa no cuenta con mecanismos formales ni herramientas analíticas que transformen dichos datos en información estratégica. Esto se traduce en la ausencia de segmentación de clientes, en la dificultad para gestionar inventarios y en una política de tasas de interés basada más en la experiencia que en metodologías cuantitativas.

Descripción del proceso de otorgamiento

El proceso de otorgamiento de créditos personales en Fints se encuentra estructurado bajo procedimientos estandarizados que buscan garantizar la viabilidad financiera de las operaciones y minimizar el riesgo crediticio. A partir de la observación directa de los procesos internos, el análisis del sistema de información y la entrevista con el socio gerente, se pudo relevar la secuencia de etapas que conforman dicho proceso.

En primer lugar, los potenciales clientes pueden iniciar su solicitud de crédito de manera presencial en el local o a través del sitio web oficial de la financiera. Una vez completado el formulario de registro, se evalúa la situación crediticia del solicitante mediante la consulta a la Central de Deudores del Banco Central de la República Argentina (BCRA). Solo aquellas personas que se encuentran en Situación 1, es decir, con una condición crediticia normal y sin atrasos mayores a 31 días, son consideradas elegibles para avanzar en la evaluación.

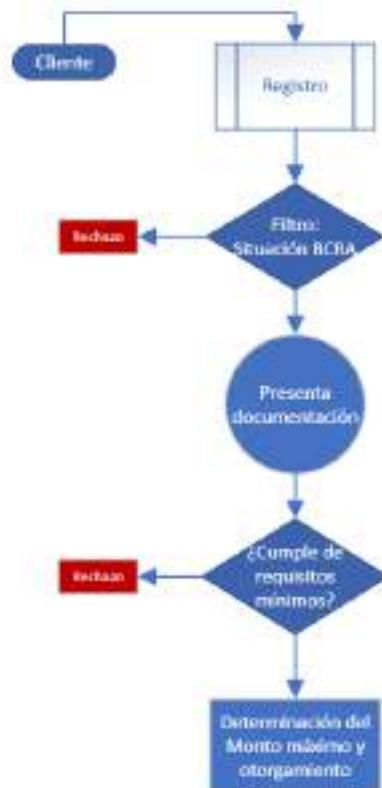
Posteriormente, el vendedor o agente comercial analiza la información declarada por el cliente como ocupación, nivel de ingresos, antigüedad laboral y tipo de cuenta bancaria con el fin de determinar el monto máximo que puede solicitar. Los requisitos mínimos establecidos por la empresa son los siguientes:

- Ser mayor de 25 años.
- Ser titular de cuenta sueldo.
- Poseer Documento Nacional de Identidad (DNI) argentino.
- Contar con teléfono y correo electrónico.
- Acreditar una antigüedad laboral mayor a un año.



Una vez aprobada la solicitud, el crédito puede ser otorgado mediante entrega de dinero en efectivo o acreditación bancaria directa. Los plazos de repago varían entre 30 y 180 días, dependiendo del monto solicitado y del perfil crediticio del cliente.

Gráfico 1: Proceso de Solicitud y Otorgamiento de créditos



Fuente: Elaboración propia

En cuanto a la estructura del costo financiero total, Fints aplica una política de cobro que discrimina claramente los componentes del crédito. Por ejemplo, ante una solicitud de \$6.000 con un plazo de 60 días, el cliente deberá abonar un total de \$7.365, correspondiente a:

- Capital inicial: \$6.000
- Servicio administrativo: \$300
- Intereses: \$828
- Impuestos: \$237

El proceso de cobranza se ejecuta de forma diaria mediante la exportación de una planilla con los vencimientos correspondientes. Según la preferencia del cliente, el pago puede realizarse por débito automático en billeteras virtuales o en efectivo en el local.

Recolección, Limpieza y Tratamiento Inicial de Datos



La etapa de limpieza y control de calidad de los datos resulta esencial en un trabajo de análisis cuantitativo, especialmente en una empresa financiera, ya que garantiza que la información empleada sea completa, precisa y confiable. Esta limpieza y validación consiste en identificar y corregir errores, duplicados, incoherencias o datos faltantes, con el fin de mejorar su calidad y asegurar que los datos utilizados estén completos y sean coherentes.

Por consiguiente, contar con datos depurados y validados es fundamental para asegurar la validez de los resultados obtenidos mediante herramientas cuantitativas, a la vez que brinda mayor confianza en las conclusiones y permite que las decisiones empresariales se basen en información sólida.

La base de este trabajo es el acceso a los registros internos de la empresa abarcando un periodo de análisis de agosto de 2021 hasta agosto de 2025. La recolección se centró en tres datasets principales, que presentaron desafíos distintos:

- Dataset de Créditos (Fuente Nacional):** Se obtuvo directamente del sistema de información central de la empresa y contiene los créditos otorgados a nivel nacional especificando para cada uno: N° de Solicitud, Cliente, Provincia, Monto, N° de cuotas, Fecha de aprobación, Estado legal del crédito, y el saldo adeudado.

Imagen 1: Dataset de Créditos

PROVINCIA	Monto	Nº Cuotas	Fecha Aprob.	O. Judicial	Saldo
BUENOS AIRES	8.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	1	1/9/2021	No	0
CAPITAL FEDERAL	8.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	8	1/9/2021	No	142.877,47
BUENOS AIRES	4.000,00 (BANCO CREDITO OFI)	1	1/9/2021	No	0
TUCUMÁN	4.000,00 (CAVA)	1	1/9/2021	No	0
TUCUMÁN	8.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	6	1/9/2021	No	0
CAPITAL FEDERAL	8.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	8	1/9/2021	No	0
TUCUMÁN	7.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	6	1/7/2021	No	0
CÓRDOBA	5.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	1	1/7/2021	No	0
SANTA FE	10.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	1	1/7/2021	No	0
CÓRDOBA	10.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	1	1/7/2021	No	0
TUCUMÁN	15.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	6	1/7/2021	No	0
TUCUMÁN	20.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	6	1/7/2021	Si 11.700,2822	0
CÓRDOBA	15.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	3	1/7/2021	No	0
BUENOS AIRES	3.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	8	1/7/2021	No	0
BUENOS AIRES	3.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	8	1/9/2021	No	11.796,98
BUENOS AIRES	10.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	1	1/7/2021	No	0
SANTA FE	3.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	3	1/7/2021	No	0
TUCUMÁN	10.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	6	1/7/2021	No	0
CAPITAL FEDERAL	10.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	1	1/7/2021	No	0
SANTA FE	8.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	1	1/7/2021	No	0
BUENOS AIRES	3.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	3	1/7/2021	No	501.908,74
TUCUMÁN	10.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	6	1/7/2021	No	0
MISIÓNES	3.000,00 (BANCO CREDITO OFI)	1	1/7/2021	No	0
LA PAMPA	20.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	8	1/8/2021	No	0
TUCUMÁN	10.000,00 (BANCO SUPERVUELLE)	6	1/7/2021	No	0
TUCUMÁN	7.000,00 (CAVA)	1	1/7/2021	No	0

Fuente: Dataset original

Si bien su estructura es uniforme se identificaron deficiencias críticas que limitarán el alcance del análisis de riesgo y la segmentación: el sistema no registra el día exacto de pago, impidiendo calcular con precisión los días de mora para los clientes que pagaron fuera de término. En consecuencia, solo los clientes que nunca pagaron su crédito figuran formalmente como deudores.

Se procedió a extraer el DNI de la columna Cliente, la cual tenía el CUIT y nombre de cada cliente, con el fin de poder conectar esta base de datos con la de los clientes mediante el



DNI. Se separó las columnas que estaban juntas como Monto con Medio de pago, se añadió la columna Moroso, indicando con 1 los clientes que tienen saldo pendiente y con 0 los que no. Por último, se calculó los días desde la aprobación de cada crédito.

Imagen 2: Dataset de Créditos luego de la limpieza

provincia	monto	medio	num_cuota	fecha_aproba	saldo	moroso	dias_desde_aprobacion
CORDOBA	8.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	145.584,77	1	1492
TUCUMAN	6.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	186.432,41	1	1492
SALTA	6.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	134.432,41	1	1492
BUENOS AIRES	6.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	3	1/8/2021	128.468,46	1	1492
TUCUMAN	10.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	104.627,65	1	1492
TUCUMAN	2.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	0	0	1492
BUENOS AIRES	3.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	3	1/8/2021	0	0	1492
BUENOS AIRES	3.000,00	BANCO CREDICOOP	3	1/8/2021	0	0	1492
BUENOS AIRES	3.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	3	1/8/2021	0	0	1492
CORDOBA	5.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	3	1/8/2021	0	0	1492
BUENOS AIRES	3.000,00	BANCO CREDICOOP	3	1/8/2021	0	0	1492
BUENOS AIRES	6.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	1	1/8/2021	0	0	1492
CORDOBA	6.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	1	1/8/2021	0	0	1492
CAPITAL FEDERAL	6.000,00	BANCO CREDICOOP	6	1/8/2021	0	0	1492
BUENOS AIRES	8.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	3	1/8/2021	0	0	1492
CAPITAL FEDERAL	8.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	3	1/8/2021	0	0	1492
SALTA	10.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	0	0	1492
SANTA FE	10.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	0	0	1492
CORDOBA	10.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	1	1/8/2021	0	0	1492
CAPITAL FEDERAL	10.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	1	1/8/2021	0	0	1492
BUENOS AIRES	10.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	1	1/8/2021	0	0	1492
CORDOBA	10.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	0	0	1492
CORDOBA	10.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	0	0	1492
CAPITAL FEDERAL	10.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	0	0	1492
TUCUMAN	10.000,00	BANCO SUPERVIEILLE	6	1/8/2021	0	0	1492
CORRIENTES	12.000,00	BANCO CREDICOOP	3	1/8/2021	0	0	1492

Fuente: Elaboración propia

- 2. Dataset de Clientes (Fuente Nacional):** Se obtuvo directamente del sistema de información de la empresa y almacena la información demográfica de la cartera de clientes.



Imagen 3: Dataset de Clientes

Fuente: Dataset original

La base de datos de clientes presentó desafíos críticos de integridad que requirieron una intervención específica:

- **Pérdida de Variables Clave:** Se constató una deficiencia en la exportación que impide obtener campos fundamentales para el perfilamiento. A pesar de estar registrado en el sistema, el campo de sueldo no se incluyó en la planilla de exportación, obligando a prescindir de esta variable financiera de alto valor.
 - **Recuperación y Enriquecimiento Demográfico:** La falta del dato sexo limitaba la profundidad del análisis demográfico. Para subsanar esta carencia, se desarrolló un proceso de imputación automatizada utilizando Python, permitiendo incorporar esta variable a la base de datos y obtener un análisis de segmentación más completo. Adicionalmente, se calcularon las edades de los clientes a partir de las fechas de nacimiento disponibles en los registros.
 - **Recuperación Geográfica de Datos:** Se observó que, al exportar la base de datos de todo el país de una sola vez, no se exportaban las localidades correspondientes a cada cliente, solo la provincia. Para resolver esta deficiencia y obtener un dato geográfico más preciso, se implementó un proceso de exportación de las bases de datos por provincia de forma separada, y una posterior consolidación de todas las planillas para reconstruir la información de localidad completa.
 - **Depuración de Campos con Baja Calidad:** Finalmente, para optimizar el análisis y eliminar el ruido, se depuraron campos con deficiencias o baja utilidad, tales como número de teléfono, celular, nombre, correo electrónico y dirección, priorizando el DNI como identificador único y confiable de cada cliente.



Este proceso de limpieza y enriquecimiento fue esencial para transformar la información incompleta en un conjunto de datos robusto para la modelización.

Imagen 4: Dataset de Clientes luego de la limpieza

sexo	DNI	Llocalidad	Provincia	edad
Masculino		25 DE MAYO	TUCUMÁN	55
Femenino		9 DE JULIO	TUCUMÁN	42
Femenino		AGUA BLANCA	TUCUMÁN	38
Masculino		AGUILARES	TUCUMÁN	60
Masculino		AGUILARES	TUCUMÁN	28
Femenino		ALDERETES	TUCUMÁN	27
Masculino		ALDERETES	TUCUMÁN	51
Masculino		ALDERETES	TUCUMÁN	41
Femenino		ALDERETES	TUCUMÁN	31
Femenino		ALDERETES	TUCUMÁN	45
Masculino		ALDERETES	TUCUMÁN	38
Masculino		ARCADIA	TUCUMÁN	37
Masculino		BANDA DEL RÍO SALI	TUCUMÁN	34
Masculino		BANDA DEL RÍO SALI	TUCUMÁN	30
Masculino		BANDA DEL RÍO SALI	TUCUMÁN	42
Femenino		BANDA DEL RÍO SALI	TUCUMÁN	57
Femenino		BANDA DEL RÍO SALI	TUCUMÁN	38
Masculino		BANDA DEL RÍO SALI	TUCUMÁN	25
Femenino		BANDA DEL RÍO SALI	TUCUMÁN	36
Femenino		BANDA DEL RÍO SALI	TUCUMÁN	50
Masculino		BANDA DEL RÍO SALI	TUCUMÁN	39
Masculino		BANDA DEL RÍO SALI	TUCUMÁN	55

Fuente: Elaboración propia

3. **Dataset Ventas a Crédito (Tucumán):** La información sobre los productos vendidos a crédito se registra manualmente en una planilla de Excel. Esto implicó un trabajo intensivo de limpieza y validación debido a los errores humanos en la carga de datos, como inconsistencias de formato, duplicados y errores tipográficos.


Imagen 5: Dataset de Ventas a Crédito

PRODUCTO	MONTO DE INVERSIÓN	FECHA DEL CRÉDITO	PLAZOS DE CANTO	DESTINATARIO DE FONDOS	CAPITAL DEL CRÉDITO	INTERES CORRIDO	MONTO A CORRER	GANANCIA	MODO DE PAGO	CANTIDAD DE CUOTAS
Smartphone Celular	04/04/2024	27/09/2024	Leyenda: Luciana Yamila	185000	185000	255000	100000	250000	8	
Celular Quantum Q100 6.5" 128/32GB Negro	05/04/2024	05/10/2024	Javier María Cecilia	143180	143180	216640	108111	216640	4	
Alarma para Perro Wi-Fi	12/04/2024	30/10/2024	Sánchez Cecilia	12800	12800	25000	20000	40000	3	
Secador de Pelo Difusor	13/04/2024	30/10/2024	Sánchez Cecilia	21700	40000	70000	40100	70000	3	
Diseñar Cuaderno QOD 1.2" 14x21cm Gris	18/04/2024	27/10/2024	Pérez Fernández Jazmín	185000	185000	215000	100011	215000	3	
Auriculares DTS VIVID 7.1 Música	28/04/2024	05/10/2024	Hernández María Fernanda	38200	81388	30400	52119	84400	8	
Auriculares DTS X300 1.2" Verde	29/04/2024	05/10/2024	Torales Edith Georgina	22200	42200	50000	12111	50000	4	
Computador portátil WS20	06/05/2024	30/10/2024	Santos Antonia	15200	38000	42000	10000	42000	3	
Celular Q85	08/05/2024	22/10/2024	Santos Cecilia	130000	100000	210000	100000	210000	3	
Jarra Difusora Wi-Fi	13/05/2024	05/10/2024	Mosquera Diana Gabriela	22500	34294	35000	34294	35000	3	
Secador de Pelo Difusor	13/05/2024	30/10/2024	Belen Anita Norma	9483	17117	27000	15117	27000	3	
Alarma para Perro Wi-Fi	14/05/2024	30/10/2024	Batan Anita Norma	6286	8294	54000	46284	54000	4	
Secador de Pelo Profesional Wi-Fi	13/05/2024	30/10/2024	Batan Anita Norma	12700	71200	90000	71200	90000	4	
Cortacésped Automático	14/05/2024	31/08/2024	Serrano Cecilia	8000	2500	18000	8000	18000	3	
Diseñar Cuaderno GRASH 8" 52/168	17/05/2024	05/10/2024	Jiménez Leire	87500	80000	303400	60000	303400	3	
Parlante Voz AI	17/05/2024	30/10/2024	Pérez Fernández Cecilia	31885	54951	320000	24397	320000	3	
Calcomanía para la Música Negra JR	28/05/2024	25/10/2024	Cruz María Gabriela	17100	25470	62000	25470	62000	3	
Zorra Electrónica Wi-Fi	29/05/2024	25/10/2024	Rodríguez María Inés	13096	24104	35000	34194	35000	3	
Vídeo Calefactor Heatinghouse Blanco	27/05/2024	21/10/2024	Robles Griselle Verónica	81700	81517	300000	40017	300000	3	
Kit TV - Muy - Todo 20"	18/06/2024	30/10/2024	Jiménez Pamela	125000	157998	416000	195998	416000	3	
Refrigeradora a Gasón negra	18/06/2024	28/10/2024	Rodríguez María Inés	49000	98000	217000	98000	217000	3	
Secarrropas Ladrón	13/06/2024	25/10/2024	Elizalde Vicente Mariano	112000	149000	250000	148000	250000	3	
Tv Android Skyworth 32"	14/06/2024	25/10/2024	Antonaccio Paola	181885	182295	380000	152185	380000	3	
Tv Android Skyworth 32"	27/06/2024	30/10/2024	Sánchez Cecilia	181880	182295	304000	292185	304000	3	
Celular Estilo R10	08/07/2024	30/10/2024	Jiménez Javier Ángel Fernando	90905	91485	250000	70485	250000	3	
Celular Konka R10	05/07/2024	30/10/2024	Hernández Patricia Juana	165000	165000	270000	155268	270000	3	
Celular Estilo R50	05/07/2024	25/09/2025	Feldman Guadalupe Verónica	187417	187203	224000	160383	224000	3	
Home Electrodomésticos Univas 35 lts	18/07/2024	20/10/2024	Lemmerma Pérez Gabriela	102291	182917	204000	903387	204000	3	

Fuente: Dataset original

La principal dificultad de la base de datos de productos radicó en la ausencia de un campo de rubro o categoría. La falta de estandarización resultó en cientos de variaciones de un mismo producto, lo cual impedía cualquier análisis agregado. Para superar esta limitación, se procedió a la normalización de datos categóricos:

- Proceso de Reclasificación: Se implementó una lógica de estandarización para agrupar todas las denominaciones variables (incluyendo marcas y modelos específicos) bajo un conjunto reducido y homogéneo de Rubros Finales (p. ej., "Celular", "TV", "Auriculares").

Esta intervención metodológica fue indispensable. Aunque se asumió una pérdida controlada de detalle a nivel de modelo exacto, se obtuvo una ganancia sustancial en la capacidad analítica.



Imagen 6: Dataset de Ventas a Crédito luego de la limpieza

PRODUCTO	FECHA	TOTAL_CREDITO	CANT_Prod	INTERES_A_CDR	CUOTA	MONTO CUOT
Portante	05/06/2021	\$ 18.560,00	5	5.250,00	5	3.590,00
Portante	05/06/2021	\$ 18.560,00	5	5.250,00	3	3.590,00
Tablet	12/06/2021	\$ 12.480,00	5	6.240,00	8	2.880,00
Tablet	12/06/2021	\$ 12.380,00	5	6.180,00	8	2.880,00
Portante	12/06/2021	\$ 1.710,00	5	855,00	5	570,00
Tablet	12/06/2021	\$ 12.380,00	5	6.180,00	8	2.880,00
Portante	13/06/2021	\$ 18.560,00	5	5.250,00	3	3.590,00
Tablet	13/06/2021	\$ 18.620,00	5	5.310,00	8	3.770,00
Tablet	13/06/2021	\$ 12.480,00	5	6.240,00	8	2.880,00
Portante	13/06/2021	\$ 19.560,00	5	5.250,00	3	3.590,00
Licuadora	23/06/2021	\$ 4.360,00	5	2.150,00	1	2.150,00
Anunciadores	24/06/2021	\$ 2.940,00	5	1.420,00	3	980,00
Portante	06/07/2021	\$ 4.440,00	5	2.220,00	3	1.480,00
TV	06/07/2021	\$ 25.860,00	5	25.860,00	8	3.232,00
Celular	07/07/2021	\$ 28.780,00	5	15.380,00	8	4.480,00
Celular	08/07/2021	\$ 28.890,00	5	15.440,00	8	4.480,00
Seri de Oficina	17/07/2021	\$ 14.080,00	5	7.440,00	8	2.480,00
Celular	17/07/2021	\$ 27.660,00	5	15.800,00	8	4.800,00
Celular	23/07/2021	\$ 27.660,00	5	15.800,00	8	4.800,00
Tensiómetro	26/07/2021	\$ 8.840,00	5	3.420,00	3	2.280,00
Celular	26/07/2021	\$ 27.660,00	5	15.800,00	8	4.800,00
Tensiómetro	05/10/2021	\$ 8.840,00	5	3.420,00	3	2.280,00
Celular	07/10/2021	\$ 27.660,00	5	15.800,00	8	4.800,00
Celular	18/10/2021	\$ 27.660,00	5	15.800,00	8	4.800,00
Celular	21/10/2021	\$ 28.860,00	5	16.400,00	8	4.800,00
Ventilador	22/10/2021	\$ 13.260,00	5	6.600,00	8	2.380,00
Celular	26/10/2021	\$ 28.860,00	5	16.400,00	8	4.800,00
Celular	05/11/2021	\$ 16.860,00	5	8.400,00	8	2.880,00
Celular	18/11/2021	\$ 19.860,00	5	9.900,00	8	3.380,00
Ventilador	17/11/2021	\$ 11.880,00	5	5.940,00	8	1.580,00

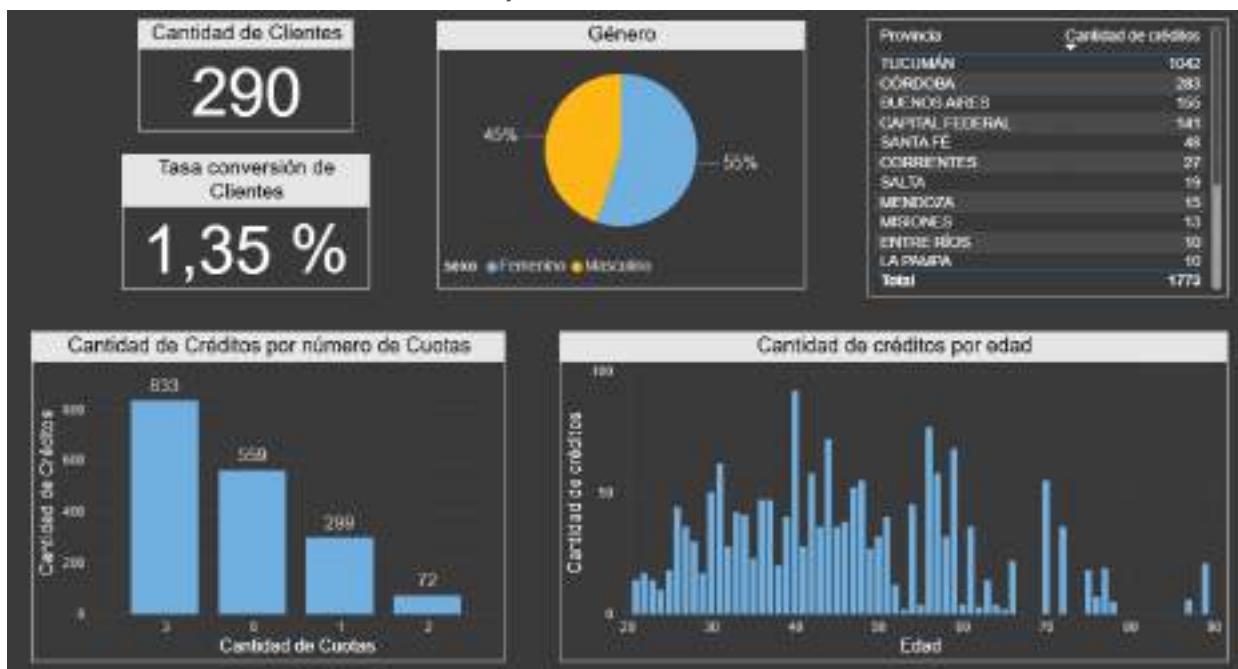
Fuente: Elaboración propia

Análisis Exploratorio de Datos

Para obtener una visión integral de la situación actual de la empresa, se realizó un análisis exploratorio que permitió comprender las características básicas de la cartera de clientes. Este incluyó la construcción de gráficos descriptivos (histogramas, gráficos de torta, tablas y tarjetas informativas) que permitieron sintetizar la información y facilitar su interpretación.



Gráfico 2: Situación Actual Fints



Fuente: Elaboración propia

Principales observaciones:

- Distribución geográfica: La gran mayoría de los clientes se concentra en la provincia de Tucumán.
- Distribución por género: A partir del gráfico de torta, se observó que existe una predominancia del sexo femenino dentro de la cartera de clientes.
- Tasa de conversión: Se calculó la tasa de conversión entre personas registradas vía web y aquellas que efectivamente obtuvieron un crédito, resultando en 1,35%, lo cual indica una desalineación entre las características del público alcanzado y los criterios establecidos por la empresa para la concesión de préstamos.
- Número de cuotas elegidas: El análisis de frecuencias mostró que el plan de 3 cuotas es el más seleccionado, seguido por los de 6 cuotas. Esto sugiere una preferencia estructural por financiamientos de corto y mediano plazo.
- Distribución por edad: El histograma de edades evidenció que el grueso de los clientes se ubica entre los 30 y los 50 años.

Análisis y Segmentación de Clientes: Desarrollo del Clustering

Para comprender de manera más profunda los patrones de comportamiento dentro de la cartera de clientes, se aplicó la técnica de segmentación conocida como Clustering o Análisis de conglomerados. Un método que agrupa clientes según la similitud de sus características. El



objetivo es que cada grupo reúna individuos que se comportan de manera parecida entre sí, pero diferente respecto de los demás grupos. Esto permite descubrir patrones que no son visibles cuando se analizan las variables por separado. Una ventaja es que no requiere definir de antemano qué tipo de clientes se espera encontrar, sino que deja que los datos revelen las agrupaciones. De esta manera, la segmentación surge de la estructura real del comportamiento de la cartera y no de supuestos previos. Permite gestionar la cartera de forma más precisa, diseñando estrategias comerciales específicas para cada segmento lo cual contribuye a una asignación más eficiente de recursos.

Sin embargo, el clustering también presenta ciertas limitaciones. La principal es que no existe un único criterio para definir la cantidad óptima de grupos; por ello, es necesario apoyarse en herramientas complementarias como el método del codo, el análisis visual de las distancias y la interpretación del analista. Asimismo, los resultados dependen fuertemente de las variables seleccionadas y de su tratamiento previo, por lo que es necesario depurar la información para evitar sesgos que distorsionen la segmentación.

Recolección y Preparación de Datos

El primer paso fue integrar la información de dos fuentes de datos principales: el dataset de créditos otorgados y el dataset de clientes. Antes de la unión, se realizó una limpieza inicial para asegurar la integridad de los datos, eliminando los registros de clientes duplicados.

Una vez validadas ambas bases, se consolidó en un único conjunto de datos utilizando el DNI como identificador único. Esto permitió tener acceso a todo el historial crediticio y a la información demográfica de cada cliente.

Ingeniería de Características (Feature Engineering)

Para enriquecer el análisis, se crearon nuevas variables a partir de los datos existentes. Estas variables no estaban explícitamente en la base de datos, pero son fundamentales para comprender el comportamiento del cliente:

- Antigüedad del Cliente: El tiempo, en días, transcurrido desde que el cliente solicitó su primer crédito.
- Cantidad de Créditos: La cantidad total de créditos solicitados por un cliente. Refleja el nivel de actividad y dependencia del cliente con los servicios de la empresa.

Manejo de la Calidad de los Datos

Se aplicaron dos técnicas críticas para garantizar la calidad del modelo:

- **Corrección del Saldo**: Se identificó que los créditos no vencidos tenían un saldo pendiente. Se implementó una lógica para corregir este sesgo, estableciendo el saldo en cero para los créditos dentro de sus plazos iniciales, lo que permitió un análisis más preciso de la deuda real.



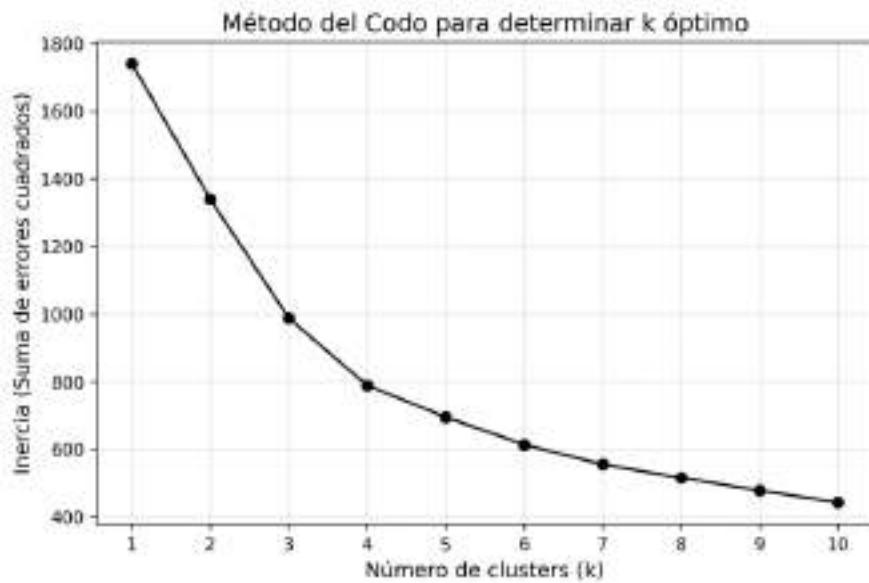
- **Gestión de Valores Atípicos:** Se detectaron valores extremos (*outliers*) en variables como el saldo y la frecuencia que podrían distorsionar los resultados. Para mitigar su impacto sin eliminar los datos, se limitaron estos valores al percentil 95, asegurando un análisis más robusto.
- **Dolarización:** Dado el horizonte temporal de los datos y el contexto financiero de la economía argentina, se identificó que trabajar con los montos en pesos distorsionaba las comparaciones entre créditos otorgados en diferentes períodos. Para resolver esta dificultad se convirtieron las variables Monto y Saldo adeudado a dólar. Se utilizó un histórico del tipo de cambio del Banco Central de la República Argentina, obteniendo valores comparables en el tiempo.

Selección del Número Óptimo de Clústeres (k)

Para determinar el número ideal de clústeres, se utilizó el Método del Codo. El objetivo es encontrar el punto donde agregar un clúster adicional ya no aporta una mejora significativa a la segmentación.

La curva que se forma al graficar la suma de distancias cuadráticas intra-clúster (WCSS) contra el número de clústeres revela un punto de inflexión, o "codo", que indica la elección óptima de k. En nuestro análisis, este punto se encontró en k=4, un número que proporcionó una segmentación clara y perfiles bien definidos, sin la superposición observada con un número mayor de clústeres.

Gráfico 3: Método del Codo



Fuente: Elaboración propia



Perfiles de Clientes

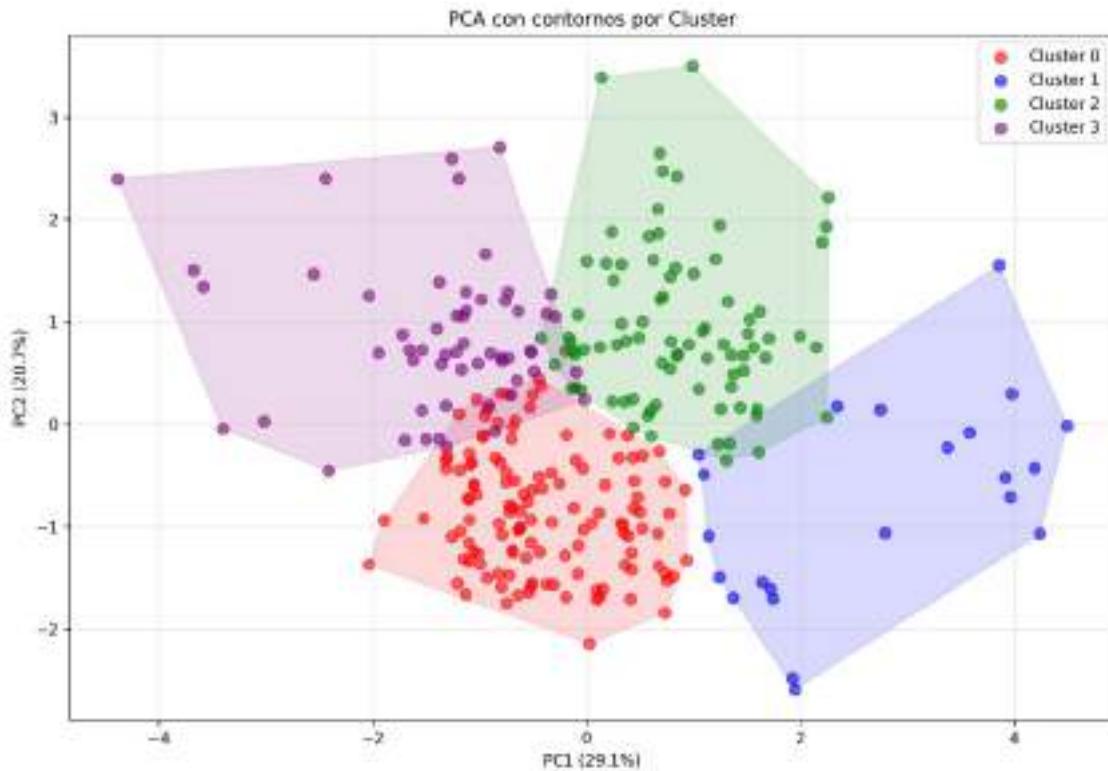
Una vez seleccionado el número de grupos a formar, el algoritmo K-means agrupó a los clientes en cuatro segmentos distintos, cada uno con un perfil de comportamiento financiero único, mostrando los siguientes resultados:

Tabla 1: Perfiles de Clusters

Cluster	Color	Promedios						Cantidad de clientes	% de Morosidad
		Monto en USD	Nº de Cuotas	Cantidad de Créditos	Antigüedad en Días	Edad			
0	Rojo	50,84	3,08	4,32	707,34	35,55	128	16,46	
1	Azul	73,6	4,23	1,09	1362,5	40,94	22	91,46	
2	Verde	112,7	5,54	3,49	996,39	43,55	84	12,29	
3	Violeta	68,98	3,52	16,12	567,03	56	56	8,19	

Fuente: Elaboración propia

Gráfico 4: Distribución clusters Componentes Principales



Fuente: Elaboración propia



El gráfico muestra la segmentación de clientes obtenida mediante el algoritmo K-means, aplicado sobre los componentes principales resultantes del Análisis de Componentes Principales (PCA). Las dimensiones 1 y 2 representan combinaciones de las variables originales (edad, monto, antigüedad, número de créditos, etc.) que explican la mayor parte de la variabilidad de los datos. Cada punto corresponde a un cliente, y los colores indican los diferentes grupos formados según su similitud en comportamiento crediticio.

Con el fin de facilitar la interpretación de los clústeres obtenidos, se utilizó un mapa de calor (*heatmap*) para representar el comportamiento promedio de las variables en cada segmento. El mapa de calor es una herramienta visual que permite identificar patrones y contrastes de manera rápida, ya que transforma los valores numéricos en una escala de colores. De esta forma, las diferencias entre grupos no sólo se reflejan en tablas o estadísticas, sino que se vuelven evidentes mediante variaciones cromáticas.

Esta representación resulta especialmente útil en contextos donde:

- Se trabaja con múltiples variables simultáneamente.
- Se busca comunicar los hallazgos a audiencias no técnicas, favoreciendo una lectura intuitiva.

La normalización previa de los valores (llevándolos a una escala común) permitió que cada variable tenga el mismo peso visual en el análisis, evitando que diferencias de magnitud numérica (por ejemplo, entre montos y edades) distorsionen la percepción.

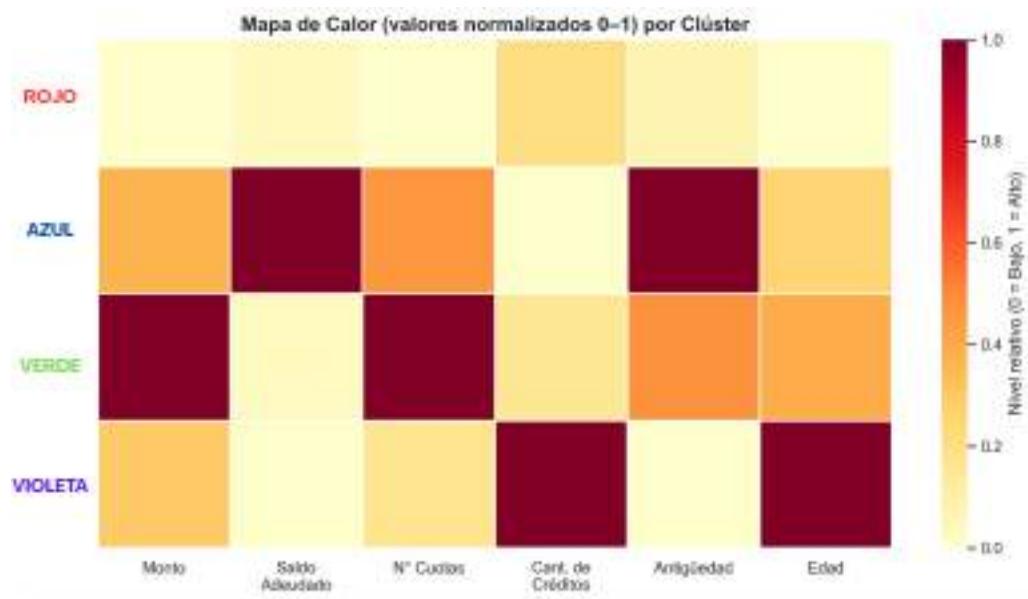
En términos analíticos, el mapa de calor aporta:

- Una visión sintetizada del perfil de cada segmento.
- La posibilidad de detectar atributos distintivos.
- Un soporte visual para la construcción de estrategias diferenciadas según el comportamiento de los grupos.

En este caso, el uso del mapa de calor permitió identificar claramente qué variables son las que más diferencian a cada segmento, funcionando como complemento interpretativo del análisis numérico y del gráfico PCA.



Gráfico 5: Mapa de Calor Clusters



Fuente: Elaboración propia

Interpretación y Estrategia por Segmento

Clúster 0 – Segmento Joven de Bajo Compromiso (Rojo): Este grupo está compuesto principalmente por clientes más jóvenes en relación con el resto. Se caracteriza por solicitar montos reducidos y pocas cuotas, lo que sugiere operaciones de bajo riesgo crediticio y bajo valor unitario. Presenta el mayor volumen de clientes, lo que lo convierte en un segmento masivo y representativo de la cartera. Su comportamiento financiero es relativamente estable; sin embargo, su contribución al negocio es moderada dado el bajo ticket promedio.

Estrategia sugerida: Programas que incentiven el incremento progresivo de montos, acompañado de educación financiera y ofertas personalizadas orientadas a fidelizar y aumentar la confianza.

Clúster 1 – Clientes Antiguos con Alta Morosidad y sin Actividad (Azul): Este segmento se distingue por presentar la menor cantidad de créditos en promedio, pero con un alto saldo adeudado. Además, es el grupo con mayor antigüedad en días, lo que sugiere que estos clientes tomaron un crédito hace mucho tiempo y no volvieron a operar, probablemente debido a la acumulación de deuda impaga.

Estrategia sugerida: Este grupo requiere una gestión focalizada de cobranzas y programas de restructuración de deuda. No se recomienda incentivar nuevos créditos hasta haber recuperado la relación o cancelar la deuda existente.

Clúster 2 – Segmento de Alto Valor y Bajo Riesgo (Verde): Este grupo solicita en promedio los montos más altos y con mayor cantidad de cuotas, mostrando una capacidad de pago estable



y niveles muy bajos de morosidad. Posee una antigüedad considerable y una edad intermedia, lo que refleja un vínculo consolidado con la empresa y un comportamiento responsable.

Estrategia sugerida: Este es uno de los segmentos más valiosos de la cartera. Se recomienda implementar programas de fidelización, beneficios exclusivos, cross selling y priorización en campañas promocionales.

Clúster 3 – Clientes Mayores y con Riesgo Bajo (Violeta): Este grupo se caracteriza por ser el de mayor edad promedio y el que presenta la mayor cantidad de créditos por persona. Su nivel de saldo adeudado es bajo y su comportamiento de pago es consistente. Son clientes con una relación duradera con la empresa, frecuentes y previsibles.

Estrategia sugerida: Mantener la cercanía y el trato preferencial, fomentar renovaciones frecuentes. Pueden funcionar como una base sólida del negocio y como núcleo de estabilidad financiera.

Clasificación de Productos para la Gestión de Inventarios (Análisis ABC)

Con el objetivo de optimizar la gestión del inventario y priorizar los esfuerzos de control y abastecimiento, se aplicó la Clasificación ABC, una herramienta ampliamente utilizada en administración de operaciones y logística. Este método se basa en el **Principio de Pareto**, el cual sostiene que una proporción relativamente pequeña de elementos suele explicar la mayor parte del efecto total observado.

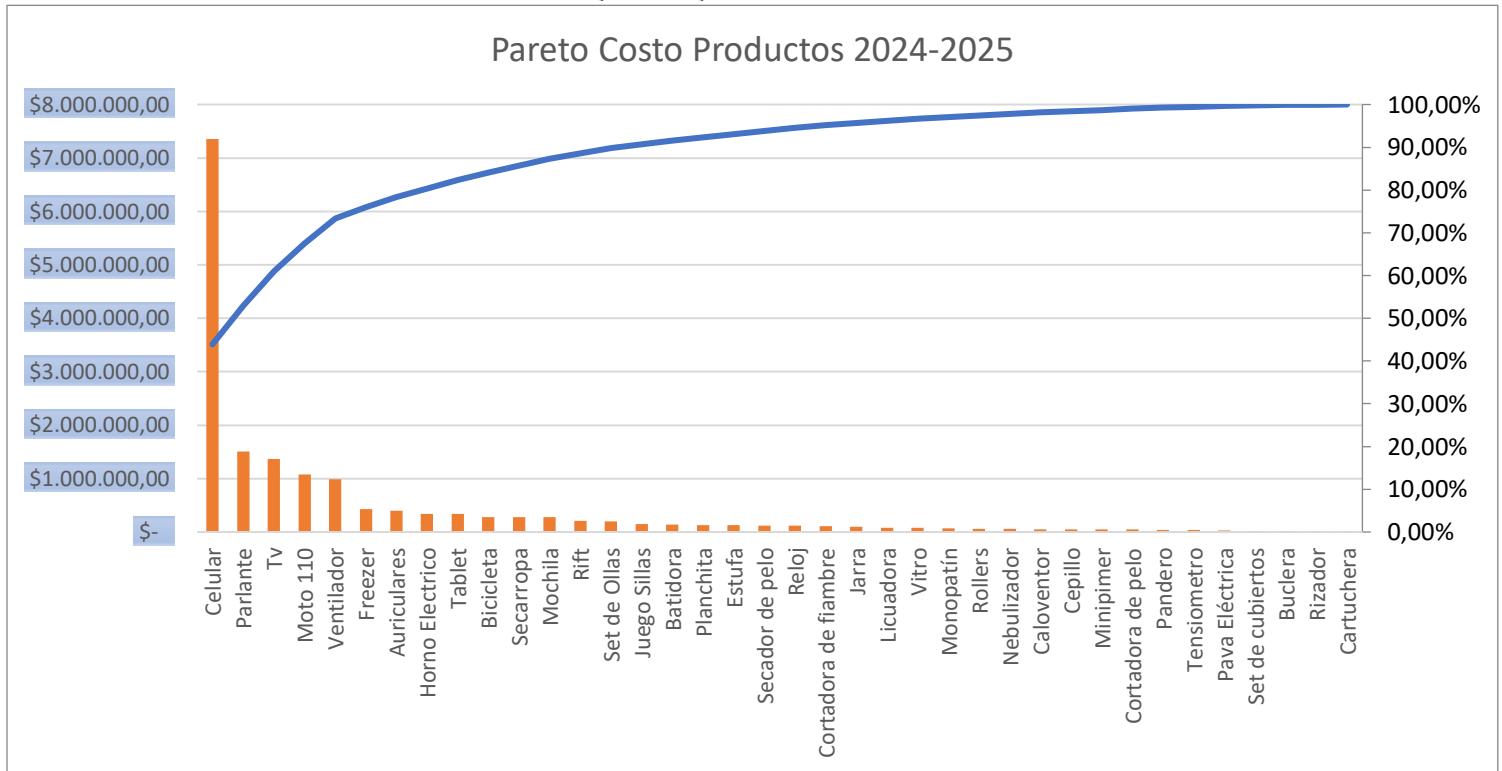
Metodología y Resultados del ABC

Para este análisis se utilizaron los registros de productos vendidos a crédito desde agosto de 2024 hasta agosto de 2025. Esta limitación temporal se adoptó estratégicamente para minimizar el impacto de la elevada inflación argentina sobre las variables monetarias de costo, asegurando que la clasificación de valor sea lo más precisa posible.

1. **Justificación de la Métrica:** La clasificación se realizó en base al costo total acumulado de los productos vendidos. Esta elección se justifica debido a que la política de precios de Fints establece un margen fijo del 100% sobre el costo. Por lo tanto, el análisis de valor es matemáticamente idéntico si se realiza sobre el costo o sobre el precio de venta.
2. **Cálculo de Valor:** Mediante tablas dinámicas, se calculó el costo total de cada producto.
3. **Clasificación:** Se ordenaron los productos de mayor a menor participación en el costo total para definir las categorías. La clasificación se validó visualmente con el Gráfico de Pareto.


Tabla 2: Categorías de Productos

Categoría	Porcentaje de Artículos	Participación en el Costo Total	Productos Claves
A	19%	75%	Celulares, Parlantes, TVs, Moto y Ventiladores
B	24%	15%	Auriculares, Tablets, Mochilas, entre otros
C	57%	10%	Productos de bajo impacto

Fuente: Elaboración propia
Gráfico 6: Gráfico de Pareto Productos

Fuente: Elaboración propia

La implementación del Análisis ABC permite a Fints enfocar su atención en el 19% de los productos más relevantes, transformando la gestión operativa en los siguientes frentes:

- **Asignación de Recursos y Control Operativo:** Los esfuerzos logísticos, de almacenamiento y de stock se priorizan en los Productos Categoría A. Esta focalización asegura que los cinco productos principales que generan el 75% del costo estén siempre disponibles para la venta.



- **Mitigación de Riesgo Crediticio:** Se implementa un control de riesgo más estricto sobre las ventas financiadas de estos productos de alto valor. Cualquier incumplimiento de pago en un artículo de la Categoría A (como un ventilador o un celular) tiene un impacto directo y significativo en la rentabilidad, por lo que las políticas de crédito deben ser más cautelosas para estos ítems.
- **Optimización de la Rotación del Inventario:** El análisis ABC guía la gestión de la tasa de rotación del inventario. La empresa debe mantener una rotación alta para los productos A, mientras que puede tolerar una rotación lenta para los productos de Categoría C, liberando capital inmovilizado.

Proyecciones de demanda de productos

La planificación de la demanda constituye un elemento estratégico fundamental para la optimización de recursos y la minimización de costos. La correcta estimación de la demanda futura permite a las organizaciones alinear sus procesos de aprovisionamiento y distribución con las necesidades reales del mercado, evitando tanto situaciones de falta de stock como costos excesivos de mantenimiento de inventarios.

A partir de la información histórica disponible en la base de datos de la empresa —que abarca el período comprendido entre agosto de 2021 y agosto de 2025— se desarrollaron modelos de proyección de demanda con el propósito de brindar sustento a las decisiones de compra y gestión de inventarios, las cuales actualmente se basan principalmente en la experiencia e intuición.

Tras la aplicación del Análisis ABC, se identificaron los productos de Categoría A como aquellos que concentran aproximadamente el 75 % del valor económico total de la cartera, representando los artículos de mayor incidencia en el resultado de la empresa. Por tal motivo, las proyecciones de demanda se enfocaron exclusivamente en esta categoría, priorizando los productos estratégicos para la gestión del negocio. La categoría A comprende los siguientes productos: celulares, parlantes, televisores y ventiladores. Se excluye de las proyecciones el producto “Moto”, dado que se trata de un bien que se comercializa únicamente bajo pedido y no forma parte del stock habitual de la empresa.

Un aspecto metodológico crítico del presente análisis consiste en la construcción de series temporales completas y continuas de las cantidades vendidas de cada producto, comprendiendo un rango de 49 meses consecutivos (agosto 2021 - agosto 2025). Esta decisión metodológica tiene como finalidad garantizar la consistencia y validez de los resultados, en virtud de los siguientes criterios:

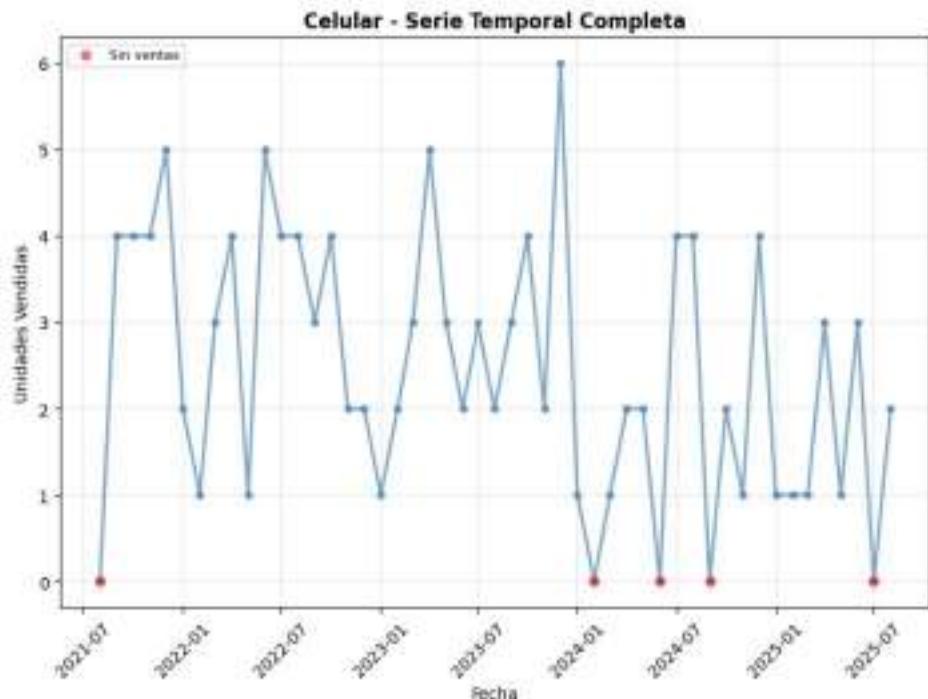


- Preservación de la estructura temporal: La inclusión de períodos con demanda nula permite reflejar con precisión la intermitencia y la estacionalidad real de la demanda.

- Validez de los modelos predictivos: Los algoritmos de series temporales requieren continuidad temporal; la omisión de períodos puede distorsionar el cálculo de los componentes estacionales.

Como primer paso, se procedió a graficar las series temporales de las cantidades vendidas correspondientes a los productos de Categoría A. La representación visual de los datos permitió examinar la evolución histórica de la demanda e identificar comportamientos relevantes como tendencias, fluctuaciones estacionales y posibles períodos de estancamiento o crecimiento.

Gráfico 7: Serie de Tiempo Celular



Fuente: Elaboración Propia

La serie temporal de Celular muestra ventas en la mayoría de los meses del período analizado (44 de 49 meses). Las cantidades vendidas oscilan entre 1 y 6 unidades mensuales.

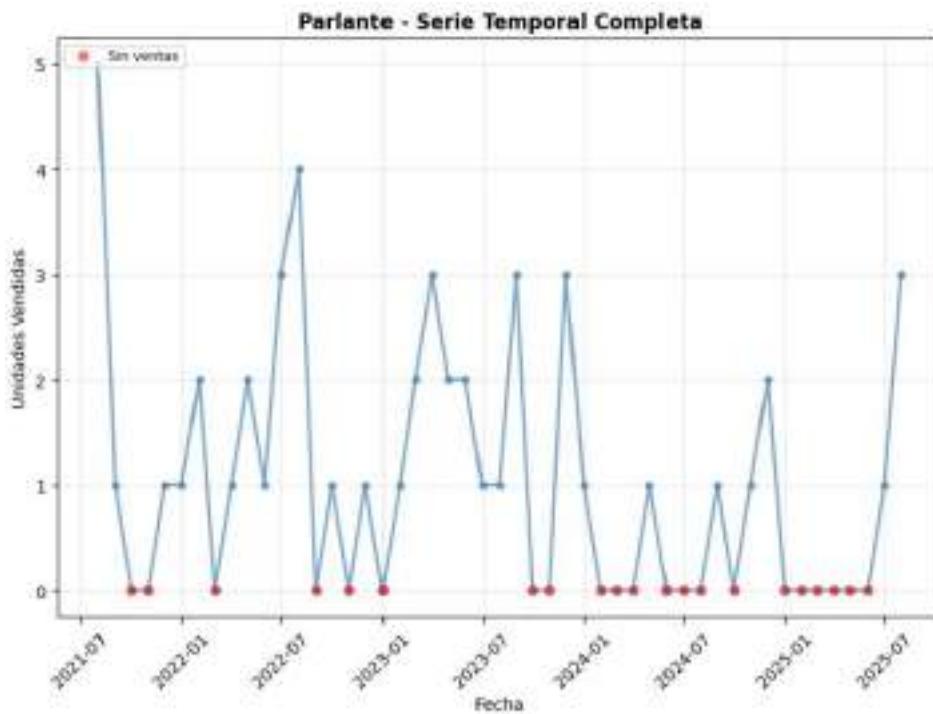
Observaciones visuales:

- Se observa una leve tendencia decreciente.
- No se identifican patrones estacionales a simple vista.



- Se observan fluctuaciones significativas de corto plazo que no siguen un patrón sistemático.

Gráfico 8: Serie de Tiempo Parlante



Fuente: Elaboración Propia

La serie temporal de Parlante presenta ventas en 28 de los 49 meses analizados. Las cantidades vendidas varían entre 1 y 5 unidades cuando ocurren ventas.

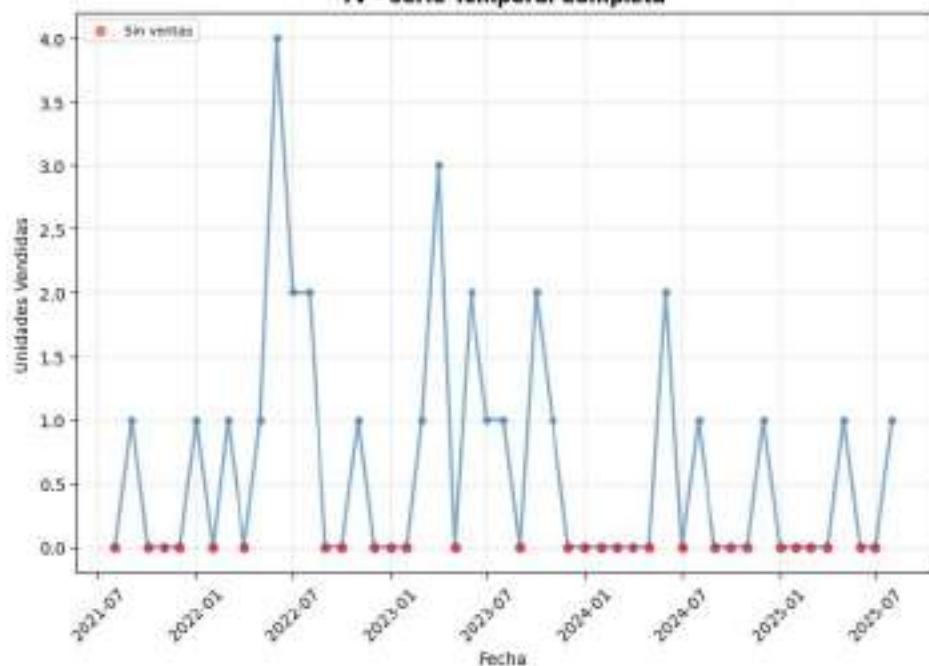
Observaciones visuales:

- Se observa una posible tendencia decreciente: mayor concentración de ventas en 2021-2023 que en 2024-2025.
- No se identifica estacionalidad evidente (no hay repetición de picos en meses específicos año tras año).
- La serie presenta intermitencia elevada: 21 meses sin ventas distribuidos irregularmente.
- Las fluctuaciones no muestran un patrón cíclico claro.



Gráfico 9: Serie de Tiempo TV

Tv - Serie Temporal Completa



Fuente: Elaboración Propia

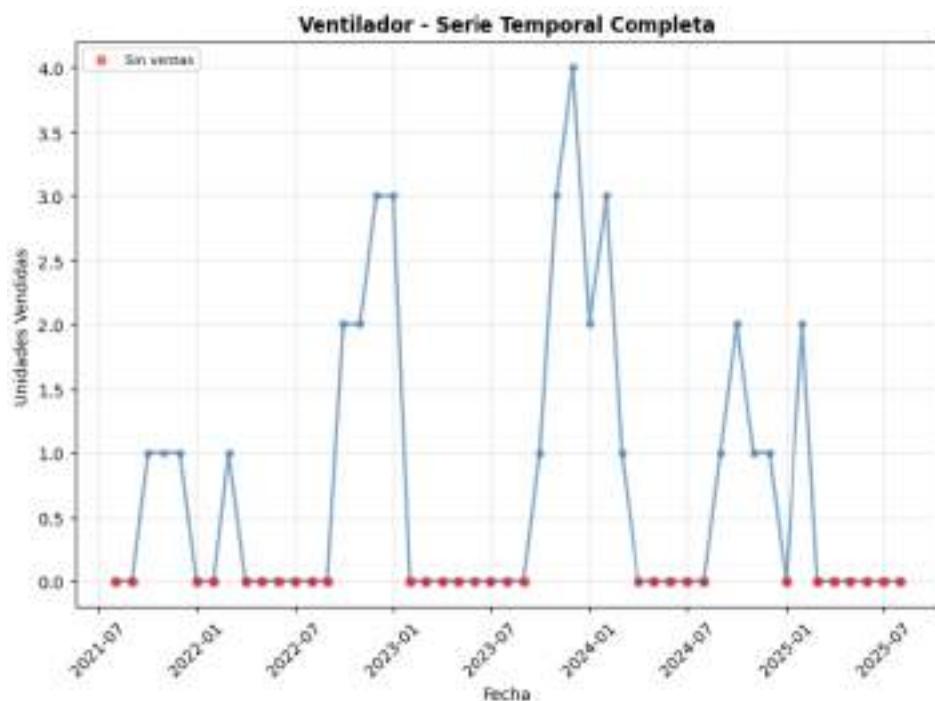
La serie temporal de TV muestra un patrón esporádico, con ventas registradas en solo 20 de los 49 meses. Las cantidades vendidas son bajas, varían entre 1 y 4 unidades.

Observaciones visuales:

- Se observa una leve tendencia decreciente.
- No se identifica estacionalidad, las ventas parecen distribuidas aleatoriamente en el tiempo.
- Las ventas no muestran concentración en períodos o meses particulares.
- El patrón general es irregular.



Gráfico 10: Serie de Tiempo Ventilador



Fuente: Elaboración Propia

La serie temporal de Ventilador presenta un patrón distintivo con ventas concentradas en períodos específicos del año. Se registran ventas en 19 de los 49 meses analizados.

Observaciones visuales:

- Se observa estacionalidad pronunciada: las ventas ocurren sistemáticamente en meses de primavera-verano (octubre a febrero).
- Los meses de otoño-invierno (marzo a septiembre) presentan ausencia total de ventas de manera consistente año tras año.
- No se observa una tendencia clara.
- La última venta registrada es en febrero 2025. Los 6 meses posteriores sin ventas (marzo-agosto 2025) son consistentes con el patrón estacional observado.

Caracterización de Series Temporales

Tabla 3: Series Temporales

Producto	Meses con Ventas	Meses sin Ventas	Uds. Totales	Media Mensual	Mediana	Desv. Est.	CV (%)	Máximo
Celular	44 (89.8%)	5 (10.2%)	121	2,47	2	1,53	61.8	6
Parlante	28 (57.1%)	21 (42.9%)	51	1,04	1	1,21	116.4	5



TV	20 (40.8%)	29 (59.2%)	30	0,61	0	0,9	146.9	4
Ventilador	19 (38.8%)	30 (61.2%)	35	0,71	0	1,07	149.7	4

Fuente: Elaboración Propia

El Coeficiente de Variación (CV) resulta particularmente revelador para caracterizar la predictibilidad de cada producto. Este indicador expresa la dispersión como porcentaje de la media, permitiendo comparar la variabilidad entre productos con diferentes niveles de demanda.

Celular exhibe el menor CV (61.8%), sugiriendo que es el producto de mayor predictibilidad relativa entre los analizados. Su demanda casi continua (pocos meses sin ventas) y media de 2.47 unidades mensuales configuran un patrón relativamente estable.

Parlante y TV presentan CV superiores a 100%, indicando que la desviación estándar supera la media mensual. Esto refleja alta variabilidad e intermitencia

Ventilador presenta el CV más elevado. Esto se explica por la naturaleza de la métrica: el CV se calcula sobre la serie completa incluyendo los numerosos meses con demanda cero, inflando artificialmente la medida de dispersión relativa. Sin embargo, dentro de su temporada de ventas, Ventilador presenta un patrón altamente predecible y sistemático.

Análisis de Tendencia mediante Regresión Lineal

Para determinar la presencia de tendencias lineales en las series, se aplicó regresión lineal simple para cada producto, donde la variable independiente es el tiempo, ajustando el modelo:

$$\text{Unidades} = \beta_0 + \beta_1 \times \text{Tiempo}$$

Donde:

- β_0 : Intersección
- β_1 : Pendiente de la recta (cambio promedio mensual en unidades)

Tabla 4: Regresión Lineal por Producto

Producto	Ecuación de Tendencia	R ²
Celular	y = 2.753 - 0.0058xt	0.0073
Parlante	y = 1.380 - 0.0069xt	0.0176
TV	y = 0.704 - 0.0019xt	0.0021
Ventilador	y = 1.719 + 0.0120xt	0.0050

Fuente: Elaboración Propia



Los productos Celular, Parlante y TV presentan pendientes negativas: -0.0058, -0.0069 y -0.0019 respectivamente. Los valores representan cambios graduales de pequeña escala en el horizonte temporal analizado. Mientras que el producto Ventilador con una pendiente creciente casi nula de 0.0120 es el único con tendencia positiva. Los valores de R^2 son extremadamente bajos (< 2%), indicando que la tendencia lineal explica menos del 2% de la variabilidad observada en las series, lo cual es característico de series con alta volatilidad, patrones estacionales marcados o comportamiento irregular de la demanda.

Elección del Modelo de Pronóstico

Producto: Celular

Tabla 5: Modelos de Pronósticos probados para Celular

Ranking	Modelo	MAE	Parámetros
1	Promedio Móvil Ponderado	1,0167	pesos=[0.4, 0.3, 0.2, 0.1]
2	Promedio Móvil Simple	1,0333	n=10
3	Suavizamiento Exponencial	1,1257	$\alpha=0.10$
4	Descomposición Multiplicativa	1,1250	método=prom. de todos los datos

Fuente: Elaboración Propia

El Promedio Móvil Ponderado (PMP) emerge como el modelo óptimo (MAE = 1,0167 unidades), coherente con el diagnóstico de demanda relativamente estable sin componentes complejos. La estructura de pesos [0.4, 0.3, 0.2, 0.1] asigna mayor relevancia a las observaciones recientes (40% al mes más reciente, 30% al anterior, y así sucesivamente), lo cual es apropiado para capturar cambios graduales en el nivel de demanda sin sobre reaccionar a fluctuaciones aleatorias.

La tendencia decreciente identificada es muy leve, por lo tanto, métodos simples que asumen nivel relativamente estable (como el PMP) son teóricamente apropiados según el marco de Render.

Producto: Parlante

Tabla 6: Modelos de Pronósticos probados para Parlante

Ranking	Modelo	MAE	Parámetros
1	Suavizamiento Exponencial con Tendencia	0,5014	$\alpha=0.30, \beta=0.30$
2	Promedio Móvil Simple	0,5556	n=3
3	Promedio Móvil Ponderado	0,5600	pesos=[0.33, 0.33, 0.34]
4	Suavizamiento Exponencial	0,6443	$\alpha=0.30$

Fuente: Elaboración Propia



El Suavizamiento Exponencial con Tendencia constituye el modelo superior ($MAE = 0,5014$ unidades). Los parámetros óptimos $\alpha=0.30$ y $\beta=0.30$ sugieren un balance equilibrado entre reactividad a cambios recientes y estabilidad frente a fluctuaciones aleatorias.

Si bien la tendencia no resultó estadísticamente significativa, se observaron fluctuaciones que sugieren movimientos ascendentes y descendentes a mediano plazo, este modelo permite capturar tendencias leves sin sobrerreaccionar a variaciones puntuales.

Interpretación de los parámetros:

- $\alpha = 0.30$: Peso moderado a las observaciones recientes en la actualización del nivel de demanda.
- $\beta = 0.30$: Peso moderado en la actualización de la tendencia, indicando que el deterioro no es abrupto sino gradual.

Producto: TV

Tabla 7: Modelos de Pronósticos probados para TV

Ranking	Modelo	MAE	Parámetros
1	Promedio Móvil Simple	0,4444	n=9
2	Suavizamiento Exponencial	0,5149	$\alpha=0.20$

Fuente: Elaboración Propia

La serie presenta una alta variabilidad y poca regularidad, sin tendencia clara. Debido a ello, modelos más complejos no aportan ganancia explicativa y pueden introducir ruido. El promedio móvil simple con ventana amplia ($n=9$) permite suavizar fluctuaciones aleatorias y obtener una lectura más estable del comportamiento general de la demanda.

Producto: Ventilador

El producto Ventilador presenta un patrón claramente diferenciado del resto, caracterizado por la concentración sistemática de ventas en meses específicos del año, repitiéndose este comportamiento en múltiples ciclos anuales. Esta característica justifica un análisis detallado de estacionalidad.

Cálculo de Índices Estacionales: Para cuantificar el patrón estacional se calcularon los índices estacionales con un enfoque de promedio móvil centrado. El procedimiento consistió en:

1. Calcular el promedio móvil centrado de 12 meses (PMC).
2. Calcular las razones: Demanda real / PMC para cada mes.
3. Promediar las razones por cada mes del año
4. Normalizar los índices para que sumen 12 (promedio = 1.0)

Índices Estacionales Mensuales – Ventilador


Tabla 8: Índices Estacionales Mensuales Ventilador

Mes	Índice Estacional	Mes	Índice Estacional
Enero	1,352	Julio	0,081
Febrero	1,278	Agosto	0,095
Marzo	0,421	Septiembre	0,234
Abril	0,156	Octubre	1,486
Mayo	0,089	Noviembre	1,821
Junio	0,073	Diciembre	1,914

Fuente: Elaboración Propia

Los índices estacionales confirman el patrón observado visualmente:

Temporada ALTA (índice > 1.0): Octubre a febrero

Diciembre presenta el índice más alto (1.914), indicando que la demanda esperada en diciembre es casi el doble del promedio.

Temporada BAJA (índice < 1.0): Marzo a septiembre

Los meses de abril a agosto presentan índices inferiores a 0.1, indicando demanda prácticamente nula.

Tabla 9: Modelos de Pronósticos probados para Ventilador

Ranking	Modelo	MAE	Parámetros
1	Descomposición Multiplicativa	0,0556	método= promedio móvil centrado
2	Descomposición Aditiva	0,2593	método= promedio móvil centrado

Fuente: Elaboración Propia

Se evaluaron únicamente modelos que tengan en cuenta la estacionalidad, entre ellos el de Descomposición Multiplicativa alcanza el mejor desempeño (MAE = 0.0556 unidades), validando plenamente el diagnóstico de estacionalidad pronunciada y la apropiación teórica del modelo.

Proyecciones de Demanda (Unidades)

Tabla 10: Unidades Proyectadas Mensuales por Producto

Mes	Celular (PMP)	Parlante (SED)	TV (PMS)	Ventilador (Desc Multiplicativa)
Sep 2025	1.50	1.34	0.33	0.46
Oct 2025	1.50	1.59	0.33	2.32



Nov 2025	1.50	1.84	0.33	2.69
Dic 2025	1.50	02.09	0.33	4.31
Ene 2026	1.50	2.34	0.33	3.06
Feb 2026	1.50	2.58	0.33	1.41

Fuente: Elaboración Propia

Los pronósticos fueron realizados tomando como punto de referencia el mes de agosto de 2025, último período para el cual se disponía de información completa en la base de datos. Se estimaron los valores esperados de demanda para los meses de septiembre de 2025 a febrero de 2026 (6 meses).

Dado que las series analizadas presentan variabilidad y, en algunos casos, estacionalidad marcada, el horizonte predictivo debe interpretarse como una guía preliminar. Es importante señalar que, metodológicamente, los pronósticos deben actualizarse de manera periódica a medida que se incorporen nuevos datos, lo que permitirá mejorar la precisión y reducir la incertidumbre asociada a los modelos.

En consecuencia, los valores proyectados no deben considerarse definitivos, sino insumos dinámicos para la toma de decisiones, que deberán revisarse y ajustarse de manera continua.

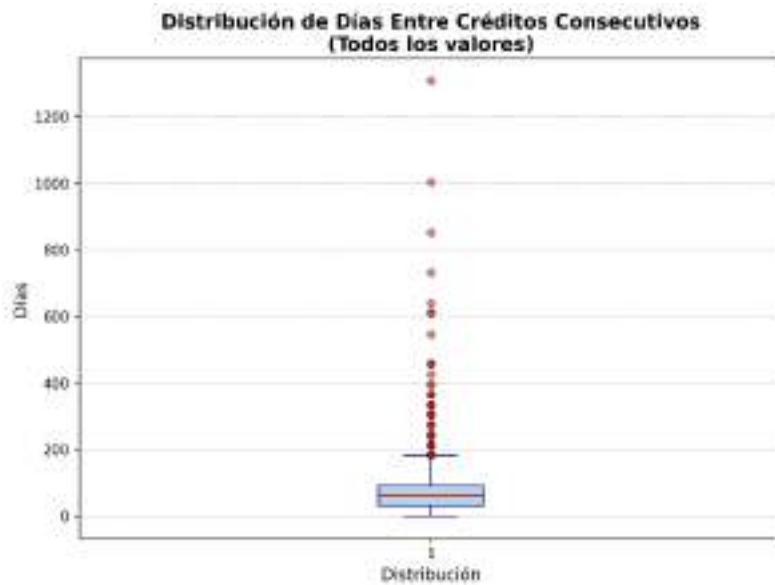
Análisis de Ciclos de compra Clientes

Para poder desarrollar una segmentación conductual significativa, se estableció como primer objetivo estimar cuál es el tiempo que transcurre en promedio hasta que un cliente que ya ha operado vuelve a solicitar un crédito. Este intervalo se define como **el ciclo de compra del cliente**.



Para ello, se calculó la variable "Días entre Créditos" para todos los clientes con más de una operación. El análisis inicial de esta variable se abordó mediante una visualización de su distribución con un gráfico de caja y bigotes.

Gráfico 11: Boxplot Días entre Créditos (con outliers)

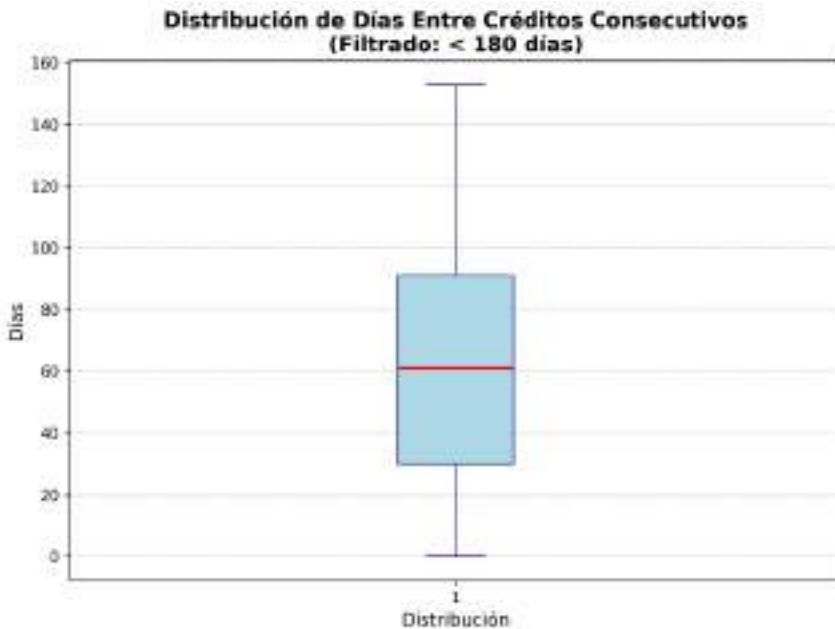


Fuente: Elaboración propia

Al observar el diagrama de caja inicial, se constató la presencia de una cantidad significativa de valores atípicos (outliers). Metodológicamente, se reconoce que estos valores extremos distorsionan las medidas de tendencia central, como la media aritmética, impidiendo una correcta caracterización del comportamiento general. En consecuencia, se procedió a excluir dichos valores atípicos a fin de analizar el subconjunto de datos donde se concentra la mayor parte de la distribución. El propósito de este refinamiento fue aislar el comportamiento central de la cartera para obtener una estimación más representativa de este ciclo de compra.



Gráfico 12: Boxplot Días entre Créditos



Fuente: Elaboración propia

El análisis descriptivo sobre el conjunto de datos acotado (sin outliers) arrojó los siguientes resultados:

Descripción de la Variable (SIN Outliers)

- count 1378.000000
- mean 64.296081
- std 46.419413
- min 0.000000
- 25% 31.000000
- 50% 61.000000
- 75% 92.000000
- max 159.000000

El cálculo de las medidas de tendencia central mostró una media de 64 días, indicando que, en promedio, los clientes vuelven a pedir un crédito a los 64 días y una mediana de 61 días, indicando que el 50% de los clientes vuelven a pedir un crédito dentro de los 61 días posteriores. La proximidad entre estos valores sugiere una distribución con baja asimetría. En función de esta observación, se definió un ciclo de compra estimado de 61 días, el cual se utilizó como parámetro base para el modelo de clasificación.

Una vez establecido el ciclo de los clientes activos, el siguiente paso fue comprender la estructura de inactividad de la cartera completa. Para ello, se calculó la variable Recencia (días



transcurridos desde la última operación) para todos los clientes, incluyendo aquellos de una única transacción. El análisis descriptivo de esta variable arrojó los siguientes resultados:

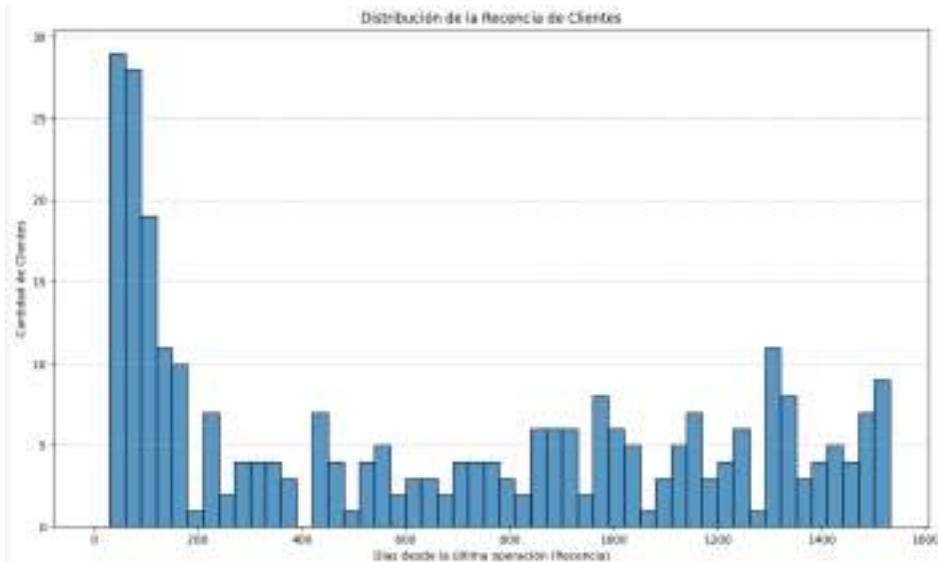
- **Media de Recencia:** 652 días
- **Mediana de Recencia:** 588 días
- **Desviación estándar:** 508

La desviación estándar alta, confirma que la cartera de clientes está muy polarizada. Tiene dos grupos principales:

- Un grupo de clientes con recencia baja (activos).
- Un grupo mucho más grande de clientes con recencia muy alta (inactivos/perdidos).

La mediana de 588 días indicó que la mitad de la base de clientes llevaba más de un año y medio sin operar. Esta distribución, con una gran cantidad de clientes con recencia muy alta, se visualizó en el siguiente histograma.

Gráfico 13: Histograma Variable Recencia



Fuente: Elaboración Propia

Con esta información, se estableció un umbral para la categoría de "Cliente Perdido". Si bien el ciclo de los clientes activos es de aproximadamente dos meses, el histograma mostraba una gran población inactiva por períodos mucho más largos. Se decidió adoptar el umbral de 365 días. Esta decisión se fundamentó en dos criterios:



1. **Evidencia en los Datos:** La existencia de una gran cohorte de clientes con más de un año de inactividad.
2. **Benchmark de la Industria:** Es un estándar de negocio comúnmente aceptado para considerar a un cliente como "perdido" en modelos de transacciones no recurrentes.

Esto permite diferenciar claramente a un cliente "En Riesgo" (aquel que ha superado el ciclo de 61 días, pero lleva menos de un año inactivo) de un cliente "Perdido" (aquel que ha superado el año de inactividad).

Con los parámetros "ciclo de compra" (61 días) y "cliente perdido" (365 días) ya establecidos y fundamentados, se diseñó y aplicó el modelo de segmentación final con las siguientes categorías:

- **Recurrente Activo:** Clientes con más de 1 crédito. Y su última operación fue hace 61 días o menos.
- **Recurrente en Riesgo:** Clientes con más de 1 crédito. Y su última operación fue hace entre 62 y 365 días.
- **Recurrente Perdido:** Clientes con más de 1 crédito. Y su última operación fue hace más de 365 días.
- **Cliente de Única Vez (Perdido):** Clientes con 1 solo crédito que fue hace más de 180 días (6 meses).
- **Cliente de Única Vez (Reciente):** Clientes con 1 solo crédito que fue hace 180 días o menos.

Para la sub-segmentación de los clientes "De Única Vez", se estableció un punto de corte de 180 días para diferenciar a los "Recientes" de los "Perdidos". Este criterio se basa en que dicho período representa tres veces el ciclo de compra (3×61 días). La lógica subyacente es que si un cliente nuevo no ha retorna después de que han transcurrido tres ciclos de oportunidad en los que un cliente recurrente normalmente volvería, se puede considerar con alta probabilidad que no ha sido retenido.

Resumen de la Segmentación:

Tabla 11: Cantidad de Clientes por Segmento

Segmento	Cantidad de clientes
De Única Vez (Perdido)	91
Recurrente Perdido	86



Recurrente en Riesgo	82
Recurrente Activo	29
De Única Vez (Reciente)	4

Fuente: Elaboración Propia

Como resultado final del proceso, se obtuvo una planilla de Excel con los datos de cada cliente y su correspondiente clasificación. Este archivo constituye una herramienta de gestión operativa que permite a la empresa comunicarse con cada cliente a través de mensajes personalizados y adaptados a las características de su segmento.

Si bien esta clasificación del ciclo de compra permitió estimar el tiempo típico de retorno y diferenciar a los clientes según su nivel de actividad o inactividad, este enfoque se basa principalmente en aquellos clientes que efectivamente volvieron a solicitar un crédito.

Para superar esta limitación y obtener una representación más completa, se realizó el análisis de supervivencia mediante el método de Kaplan-Meier, el cual permite estimar la probabilidad de que un cliente continúe inactivo a lo largo del tiempo incluyendo tanto a los que retornan como a los que no. De este modo, el análisis de supervivencia no reemplaza la clasificación del ciclo, sino que la complementa y profundiza, aportando:

- Una curva dinámica de probabilidad de retorno.
- Identificación de momentos críticos del ciclo de recompras.
- Evidencia para definir cuándo intervenir comercialmente.
- Todo esto diferenciado para cada cluster anteriormente definido.

Este enfoque integrado permite avanzar desde una visión descriptiva hacia una comprensión estratégica y accionable del comportamiento de los clientes.

Análisis de Supervivencia (Kaplan-Meier)

La estimación de supervivencia mediante el modelo de Kaplan-Meier permite analizar la probabilidad de que un cliente permanezca inactivo (es decir, sin solicitar un nuevo crédito) a medida que transcurre el tiempo desde su última operación. Este modelo resulta particularmente adecuado en este contexto, dado que incorpora tanto clientes que han vuelto a solicitar crédito como clientes que aún no lo han hecho.

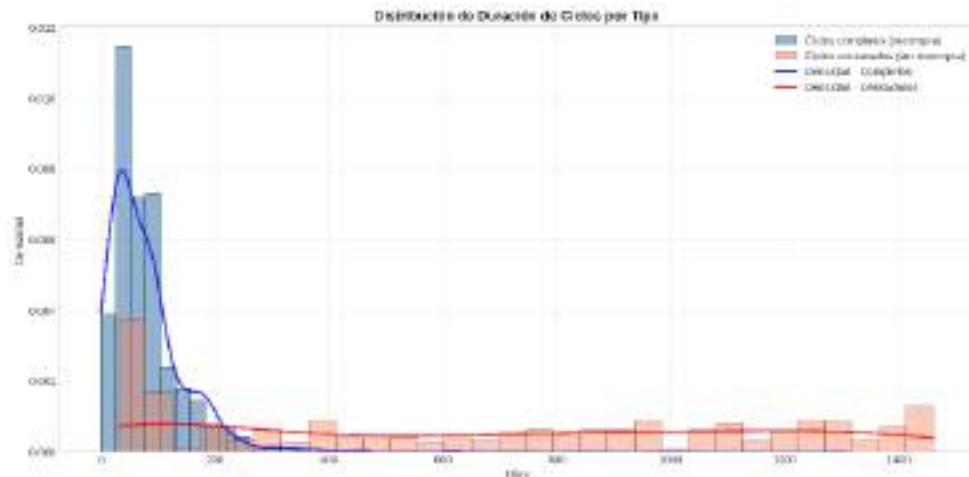
Clasificación de Ciclos:

- Ciclo Completo: Cuando un cliente que tomó un crédito, vuelve a pedir otro. Los días entre un crédito y otro constituye el ciclo completo. Evento = 1.



- Ciclo Censurado: Cuando un cliente que tomó un crédito, no volvió hasta la fecha de corte. Los días desde su último crédito (recencia) constituye el ciclo censurado. Evento = 0.

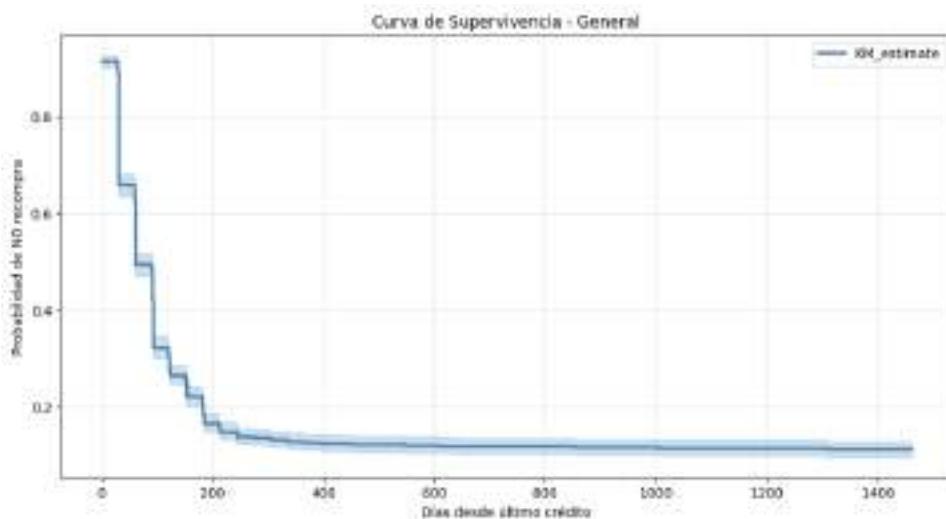
Gráfico 14: Distribución Ciclos Completos + Censurados



Fuente: Elaboración Propia

Se procedió a crear el modelo de Kaplan-Meier, previamente habiendo armado el dataset de los ciclos, identificando la duración de cada uno y si es completo o censurado. Luego se graficó la curva de supervivencia para todos los ciclos de todos los clientes

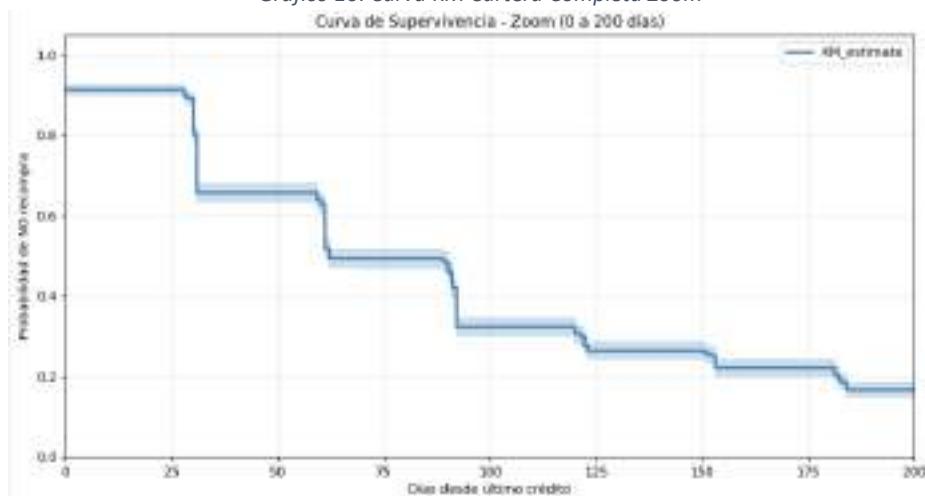
Gráfico 15: Curva KM Cartera Completa



Fuente: Elaboración Propia



Gráfico 16: Curva KM Cartera Completa Zoom



Fuente: Elaboración Propia

Interpretación de la curva:

En el día 0, inmediatamente después de otorgado un préstamo, la probabilidad de que un cliente permanezca inactivo es aproximadamente del 91%, lo cual es esperable, ya que casi ningún cliente vuelve a solicitar financiamiento de manera inmediata.

Entre los primeros 60 a 90 días, la curva presenta una caída marcada: por ejemplo, alrededor del día 62, la probabilidad de que un cliente aún no haya regresado es cercana al 49%, lo que implica que aproximadamente la mitad de los clientes ya regresó para solicitar un nuevo crédito dentro de este período. Este tramo representa el ciclo natural de recompra, donde las necesidades financieras tienden a reactivarse.

Luego, entre los 90 y 140 días, la curva continúa descendiendo, pero a un ritmo menor. En el día 112, solo el 32% de los clientes permanece inactivo, lo que indica que el 68% ya ha regresado. A partir de este punto, la curva comienza a aplanarse, lo cual significa que los retornos se vuelven menos frecuentes. Dicho de otro modo, quienes no han regresado luego de aproximadamente 120 días muestran una menor propensión natural a volver.

Finalmente, a partir de los 200 días en adelante, la curva desciende de manera lenta y casi constante. Los clientes que permanecen inactivos en esta etapa constituyen un grupo prácticamente perdido, con baja probabilidad de recompra sin intervención comercial directa.

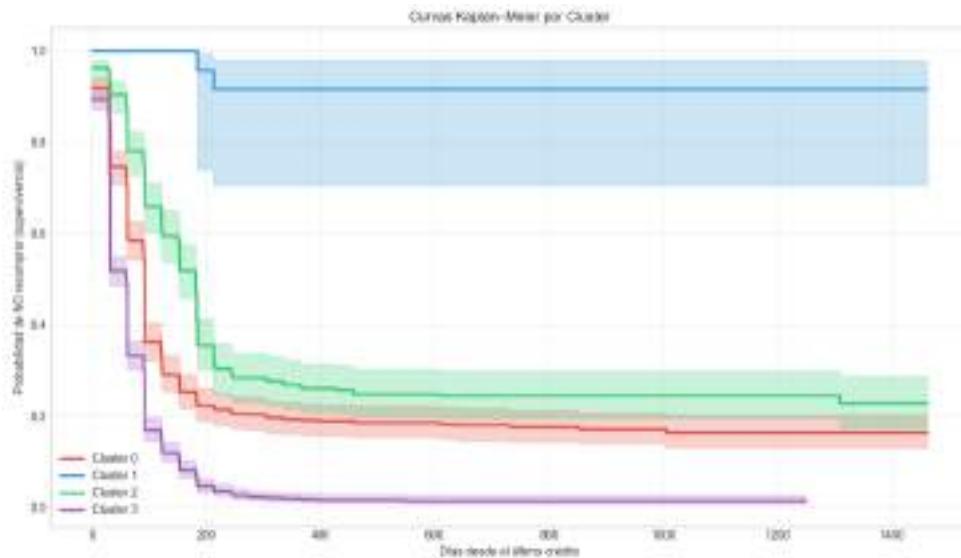
Análisis por Cluster

Por otro lado, con el fin de identificar los ciclos de cada cluster previamente definidos se graficó una curva de supervivencia para cada uno, obteniendo el siguiente gráfico:



La curva de supervivencia por clusters permitió identificar cuatro patrones de recompra claramente diferenciados, lo que confirma que los segmentos presentan comportamientos financieros heterogéneos.

Gráfico 17: Curva KM Por Cluster



Fuente: Elaboración Propia

Cluster 3 — Recompra Rápida (Segmento de alta rotación)

- Al día 30, el 73% sigue inactivo → 27% ya recompra.
- Al día 31, la probabilidad de seguir inactivo cae a 52% → casi la mitad ya volvió.
- Al día 61, solo el 36% sigue inactivo → 64% ya retornó.
- A partir de los 120 días, la curva prácticamente se aplana.

Interpretación: Este grupo presenta un ciclo de crédito corto y altamente recurrente. Se trata de clientes que usan el crédito como herramienta de consumo continua. Si no vuelven antes de 90 días, ya hay riesgo de pérdida.

Cluster 0 — Recompra Media (Comportamiento balanceado)

- Al día 62, el 59% sigue inactivo → 41% retornó.
- La mediana de supervivencia es aproximadamente 91 días → el 50% retorna antes de 3 meses.
- Luego, la curva desciende más lentamente.

Interpretación: Este grupo recompra, pero no tan rápido como el Cluster 3. Son clientes moderados, que alternan entre crédito y descanso financiero.

Cluster 2 — Recompra Lenta (Segmento de baja urgencia)



- Al día 62, todavía 78% sigue inactivo.
- La mediana de supervivencia → 181 días (6 meses).
- La curva cae lentamente y sostenida.

Interpretación: Este grupo no vuelve rápido por iniciativa propia. No significa abandono, sino que el ciclo natural de recompra es largo.

Cluster 1 — (Inactivos / Alto Riesgo)

El Cluster 1 se caracteriza por ser el segmento con menor frecuencia histórica de utilización del crédito, presentando un promedio de solo 1,07 créditos por cliente. Esto significa que, en la mayoría de los casos, estos clientes solicitaron un único crédito y no volvieron a operar con la financiera.

Además, este grupo exhibe los niveles más altos de morosidad dentro de la cartera. Es decir, además de no recomprar, una proporción relevante de estos clientes no terminó de cancelar el crédito que tomó. Esta combinación -baja frecuencia + alta morosidad- es coherente con la curva de supervivencia casi plana observada: la probabilidad de retorno es muy baja y se mantiene prácticamente constante incluso después de largos períodos.

Interpretación estratégica: Este segmento representa riesgo elevado y bajo potencial comercial, no es eficiente destinar esfuerzos de marketing.

La incorporación sucesiva del análisis descriptivo del ciclo de recompra, el análisis de supervivencia y la segmentación mediante clustering permitió avanzar desde una comprensión meramente estática del comportamiento de los clientes hacia una lectura dinámica, comparativa y orientada a estrategias.

Mientras que el análisis descriptivo permitió establecer tiempos típicos de retorno y diferenciar niveles de actividad, el análisis de supervivencia aportó una visión temporal más precisa sobre la probabilidad de que el cliente vuelva a solicitar crédito a lo largo del tiempo, identificando los momentos críticos en los que la intervención comercial resulta más efectiva. Finalmente, la segmentación por clusters evidenció que la cartera no es homogénea, sino que está compuesta por grupos con patrones de recompra y riesgo claramente diferenciados.

En conjunto, estos enfoques permiten definir no solo si intervenir, sino también cuándo y con qué intensidad, orientando la gestión hacia estrategias personalizadas según el perfil y la probabilidad real de retorno de cada segmento de clientes. De esta manera, el análisis se transforma en una herramienta directa para la toma de decisiones, contribuyendo a una administración comercial más eficiente y fundamentada en evidencia.



Recomendaciones

El trabajo realizado demuestra la relevancia estratégica que posee la información para la toma de decisiones comerciales y operativas dentro de la organización. Los hallazgos evidencian que la empresa dispone de un volumen importante de datos históricos, pero que su valor potencial permanece subexploitado debido a limitaciones en la calidad y estructura de la información. En este sentido, se proponen las siguientes líneas de acción orientadas a transformar los datos en una ventaja competitiva sostenible.

Más allá de las herramientas de análisis específicas, es fundamental reconocer que la calidad de cualquier estudio cuantitativo depende directamente de la estructura y completitud de los datos de origen. Se recomienda diseñar la base de datos con una visión estratégica de largo plazo, asegurando que recoja sistemáticamente todas las variables relevantes para el negocio: no solo los datos transaccionales básicos (montos, fechas, productos), sino también información de comportamiento de pago, características demográficas actualizadas, historial de contactos comerciales y métricas de satisfacción del cliente.

Una base de datos bien diseñada no solo mejora la calidad de los análisis descriptivos, sino que también habilita el desarrollo de modelos predictivos más robustos, capaces de anticipar la morosidad, proyectar la demanda y segmentar automáticamente a los clientes. Considerar de antemano las variables clave y estructurar los registros con miras a futuros análisis permitirá responder con mayor agilidad a las necesidades del negocio y adaptarse mejor a un entorno competitivo cada vez más dinámico. En particular, resulta crítico incorporar campos como el ingreso mensual verificado del cliente y el registro automático de días de atraso en cada cuota, variables que actualmente no se capturan pero que son fundamentales para el desarrollo de un modelo de predicción de la morosidad.

En cuanto a la gestión operativa, se recomienda implementar un sistema de gestión de inventarios con control diferenciado, sustentado en el análisis ABC. Los productos clasificados en la Categoría A, que representan apenas el 19% del catálogo, pero concentran el 75% del valor económico, requieren un seguimiento más riguroso debido al elevado nivel de impacto financiero que representan para la empresa. Definir niveles de stock de seguridad, puntos de reposición y actualización continua de los pronósticos permitirá reducir costos asociados a capital inmovilizado y, simultáneamente, garantizar la disponibilidad de aquellos productos que sostienen el negocio.

En complemento, se propone el diseño de estrategias diferenciadas de gestión según segmentos de clientes, reconociendo que no todos presentan los mismos niveles de riesgo, recurrencia o comportamiento de pago. La definición de políticas específicas para cada grupo permitirá optimizar la rentabilidad y mejorar la eficiencia operativa en las acciones de seguimiento y fidelización. Los cuatro clústeres identificados revelan comportamientos muy distintos: clientes valiosos con alto compromiso y baja morosidad (Clúster 2), perfiles de alta rotación (Clúster 3), perfiles jóvenes de bajo riesgo, pero bajo ticket (Clúster 0) y un segmento crítico por morosidad y baja actividad (Clúster 1). Tratar a todos de la misma manera implica perder oportunidades y asumir riesgos innecesarios. Diseñar políticas diferenciadas



(fidelización, cobro, límites de crédito y ofertas por segmento) permitiría mejorar la rentabilidad y reducir el riesgo operativo.

Finalmente, más allá de las herramientas implementadas, el cambio cultural es condición necesaria para la sostenibilidad de cualquier estrategia analítica. Se sugiere promover el uso estratégico de los datos mediante espacios de capacitación dirigidos al equipo comercial y administrativo, talleres internos donde se expliquen los hallazgos del análisis en un lenguaje accesible, y la incorporación gradual de reportes automatizados que faciliten la lectura e interpretación de los indicadores más relevantes.

Conclusiones

Este estudio constituye un primer avance hacia la incorporación sistemática del análisis de datos como herramienta estratégica dentro de la empresa. A lo largo del trabajo se demostró que, aun partiendo de bases poco estandarizadas y registros incompletos, es posible generar información valiosa para comprender el comportamiento de los clientes, los patrones de recompra y la estructura real de la cartera. En este sentido, los métodos aplicados permitieron cumplir el objetivo central del estudio: transformar datos aislados en conocimiento útil para la toma de decisiones.

Los resultados obtenidos muestran que la cartera está lejos de ser homogénea. La segmentación mediante clustering reveló perfiles claramente diferenciados en términos de recurrencia, riesgo y volumen operado. Estas diferencias se hicieron aún más evidentes en el análisis de supervivencia, donde cada clúster presentó probabilidades de retorno distintas. La comparación entre la curva del Clúster 3 (clientes de retornos rápidos) y la del Clúster 2 (retornos más graduales y estables) ilustró con claridad que la segmentación no es arbitraria, sino que refleja patrones reales y consistentes de comportamiento financiero. Este hallazgo valida empíricamente el modelo de clustering y refuerza la necesidad de tratar a cada segmento de manera diferenciada.

Otro hallazgo relevante surgió del estudio del ciclo de compra de la cartera completa, que mostró una mediana de 61 días. Esto significa que la mitad de los clientes vuelve a solicitar un crédito dentro de ese período desde su última operación. Este resultado permitió establecer un punto de referencia objetivo para evaluar la actividad de la cartera y dejó en evidencia que la empresa contaba con patrones de comportamiento repetitivos que hasta ahora no habían sido formalizados ni utilizados como insumo para la gestión.

En conjunto, los resultados muestran que la empresa posee un potencial analítico significativo que hasta ahora estaba subutilizado. La adopción de una cultura de trabajo basada en datos permitiría mejorar la eficiencia operativa, anticipar comportamientos de riesgo, diseñar estrategias diferenciadas por segmento y planificar de manera más precisa el movimiento de stock de productos.

Más que ofrecer respuestas cerradas, este trabajo abre un camino: demuestra que el análisis cuantitativo puede convertirse en un componente estratégico para la organización y que su integración continua puede generar una ventaja competitiva sostenible en un contexto financiero cada vez más desafiante.



Referencias

- Drucker, P. F. (1954). *The practice of management*. Harper & Row.
- Drucker, P. F. (1999). *Management challenges for the 21st century*. HarperBusiness.
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. D. (2014). *Metodología de la investigación* (6^a ed.). McGraw-Hill Interamericana.
- Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2010). *Introduction to operations research* (9th ed.). McGraw-Hill/Irwin.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & May, S. (2008). *Applied survival analysis: Regression modeling of time-to-event data*. John Wiley & Sons.
- Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (2005). *Mapas estratégicos: Convirtiendo activos intangibles en resultados tangibles*. Gestión 2000.
- Martínez, C. (2010). *Fundamentos de la investigación cuantitativa* (1^a ed.). Ediciones Universitarias.
- Render, B., Stair, R. M., & Hanna, M. E. (2018). *Quantitative analysis for management* (13th ed.). Pearson.
- Simon, H. A. (1960). *The new science of management decision*. Harper & Brothers.



Apéndice

El presente apéndice reúne un conjunto de gráficos complementarios que formaron parte del proceso analítico. Si bien no resultan esenciales para la lectura del trabajo, aportan evidencia visual sobre la exploración inicial de los datos y la consistencia de los resultados. Su inclusión permite documentar el proceso completo y ofrecer una visión más amplia del análisis realizado.

Función `describe()` en variables numéricas:

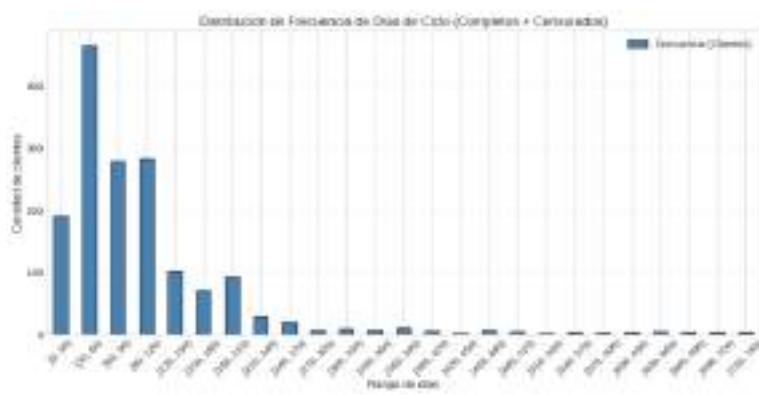
Figura 1: Descripción de Variables Númericas

	monto	num_cuotas	saldo	dias_desde_aprobacion
count	1773.000000	1773.000000	1773.000000	1773.000000
mean	35859.963942	3.576424	19884.932932	709.214326
std	48925.814387	1.716999	72632.692344	434135307
min	2000.000000	1.000000	0.000000	31.000000
25%	10000.000000	1.000000	0.000000	225.000000
50%	20000.000000	3.000000	0.000000	670.000000
75%	50000.000000	6.000000	0.000000	1066.000000
max	600000.000000	6.000000	989084.410000	1492.000000

Fuente: Elaboración Propia

Gráficos generados en Python:

Figura 2: Histograma Ciclos Completos + Censurados

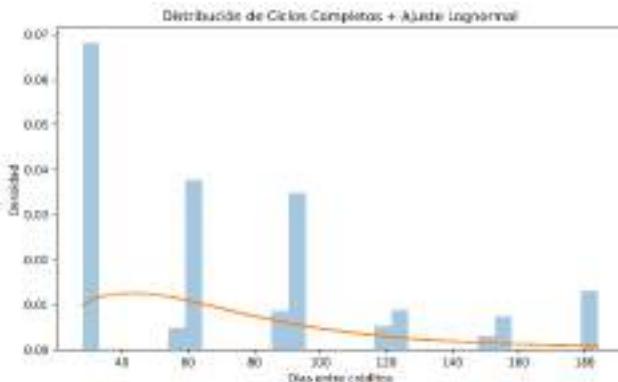


Fuente: Elaboración Propia



Ajuste distribución Lognormal a ciclos completos:

Figura 3: Ajuste Lognormal a Ciclos Completos



Fuente: Elaboración Propia

Parámetro Ajuste Valor

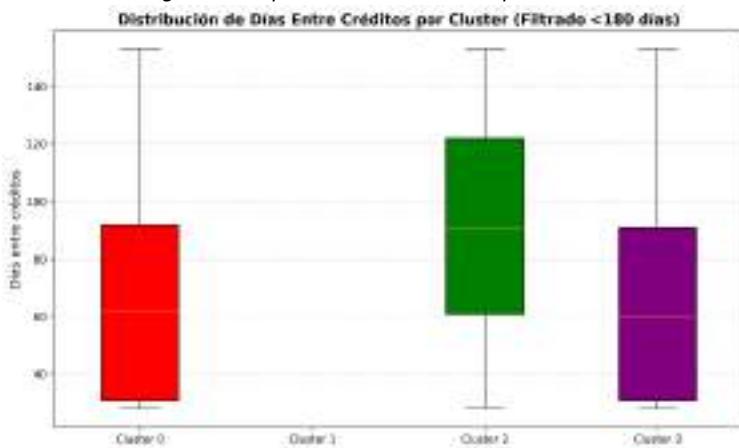
μ (media logarítmica) **4.13**

σ (desvío logarítmico) **0.61**

Mediana (escala original) 62.3 días

Percentil 90 136.2 días

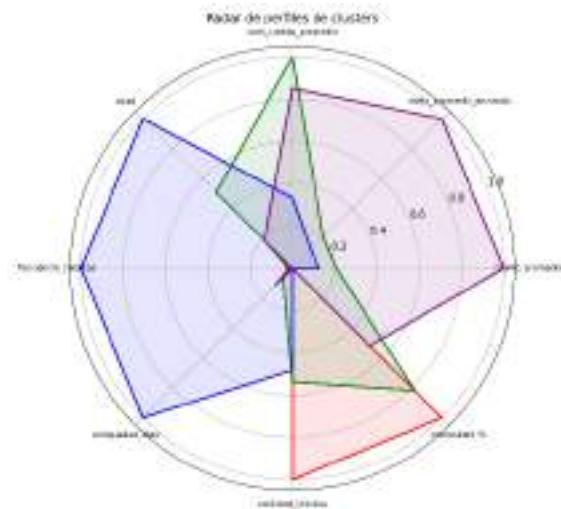
Figura 4: Boxplot Días entre créditos por cluster



Fuente: Elaboración Propia



Figura 5: Radar de Características de los Clusters



Fuente: Elaboración Propia

Gráficos generados en Power Bi:

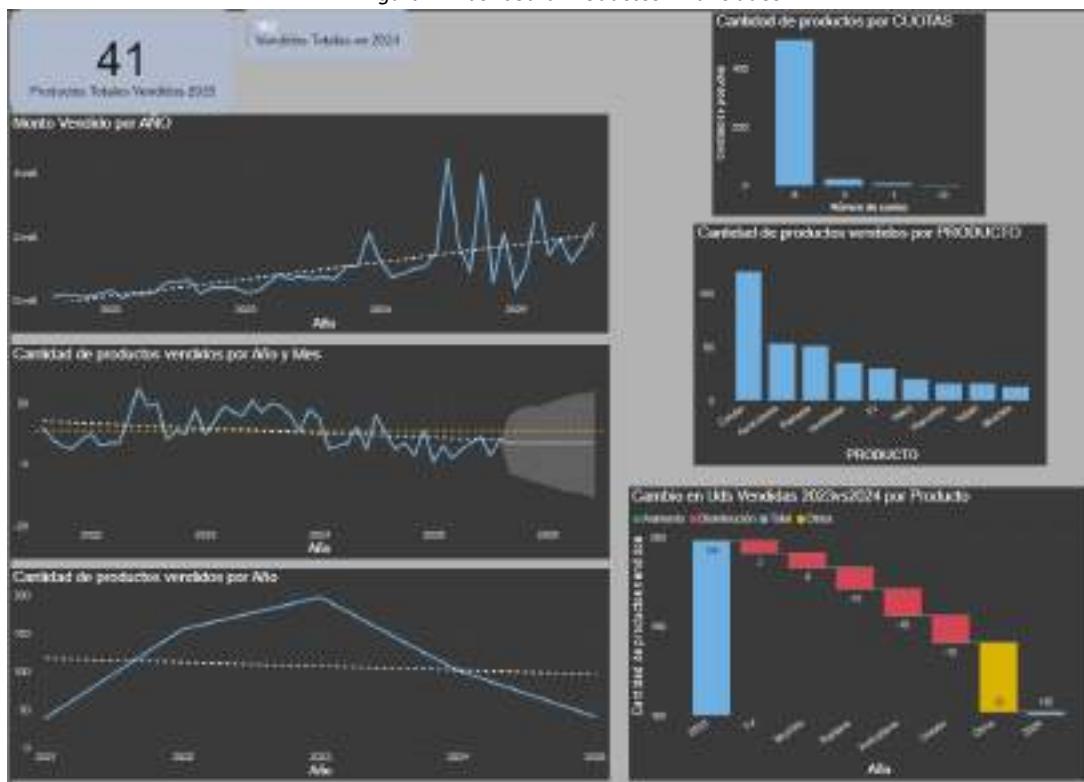


Figura 6: Dashboard Créditos



Fuente: Elaboración Propia

Figura 7: Dashboard Productos Financiados



Fuente: Elaboración Propria



Salida del Análisis ABC en QM:

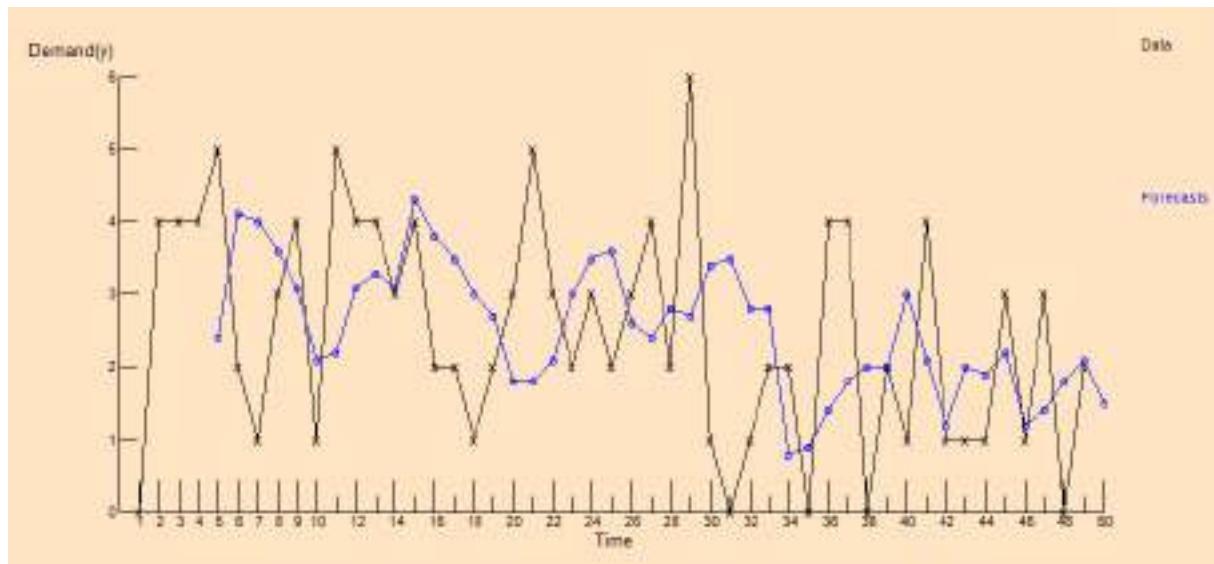
Figura 8: Tabla Clasificación ABC

Item name	Demand	Price	Dollar Volume	Percent of S-vol	Cumulv S-vol %	Category
Celular	39	22300000	7390297	43,91	43,91	A
Parlante	10	15051000	1505100	8,98	52,89	A
Tv	6	22715000	1362900	8,13	61,03	A
Moto 110	1	1060000	1060000	6,44	67,47	A
Ventilador	13	7376100	56449300	3,88	71,35	A
Freezer	1	43200000	43200000	2,58	73,93	B
Audífonos	15	2636000	38540000	2,36	76,29	B
Horno Eléctrico	3	11450000	34350000	2,05	80,34	B
Tablet	3	11410000	34230000	2,04	82,38	B
Bicicleta	1	27720000	27720000	1,65	84,03	B
Sacapuntas	2	13785000	27570000	1,65	85,68	B
Mochila	3	9160000	27480000	1,64	87,32	B
Rit	1	23820000	20820000	1,24	88,56	B
Sel de Ollas	2	10110000	20220000	1,21	89,77	B
Juego Sillas	1	15270000	15270000	91	90,68	B
Banda	2	7080000	14160000	84	91,52	C
Planchita	5	2598000	12990000	78	92,3	C
Estufa	4	3150000	12600000	75	93,05	C
Secador de pelo	3	4060000	12240000	73	93,78	C
Reloj	8	1511200	12089600	72	94,5	C
Cortadora de fiambre	1	10960000	10960000	65	95,16	C
Jama	4	2370000	9480000	57	95,71	C
Licuadora	2	4153000	8310000	53	96,21	C
Mitu	1	8190000	8190000	49	96,7	C

Fuente: Elaboración Propia

Gráficos de Proyecciones de demanda por producto en QM:

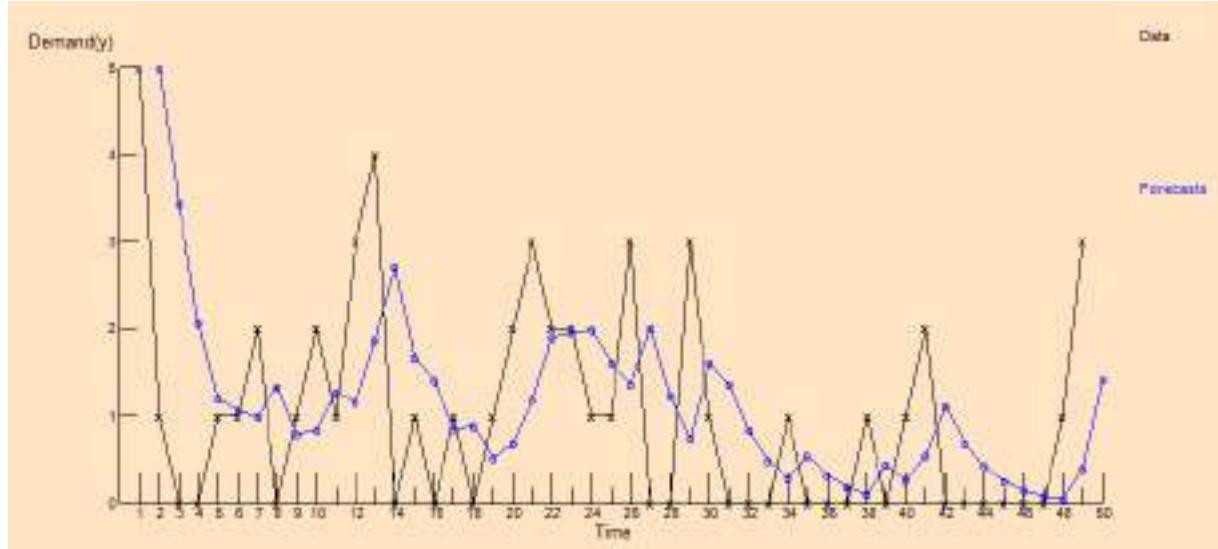
Figura 9: Celular Promedio Móvil Ponderado



Fuente: Elaboración Propia

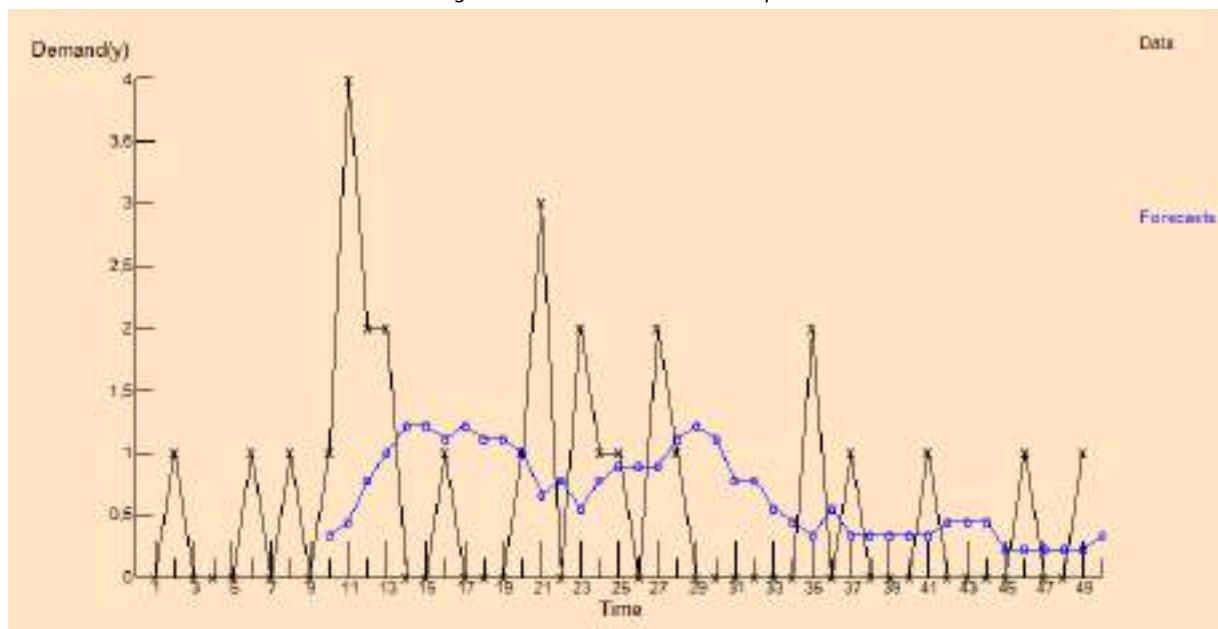


Figura 10: Parlante Suavizamiento Exponencial con Tendencia



Fuente: Elaboración Propia

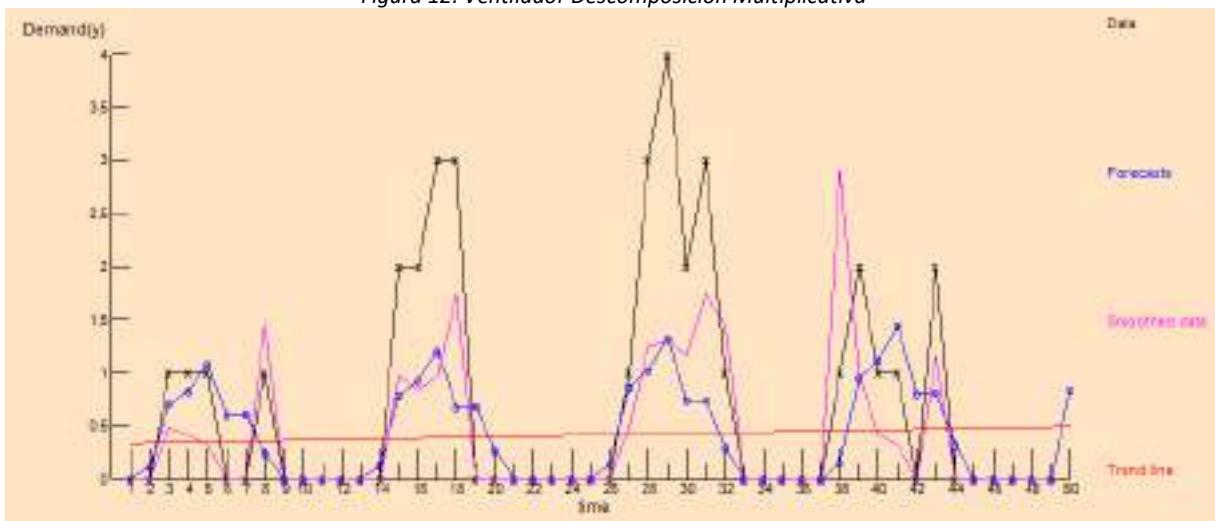
Figura 11: TV Promedio Móvil Simple



Fuente: Elaboración Propia



Figura 12: Ventilador Descomposición Multiplicativa



Fuente: Elaboración Propia