

TRABAJO DE INVESTIGACIÓN FINAL

Gestión integral del riesgo en el negocio adquirente: optimización del trade-off entre prevención del fraude y retención de comercios.

Autores: PABLO MORINIGO

MATIAS RIOS

Carrera:

Lic Finanzas

Tutor : JUAN Y CALIGURI ALESSANDRO

Año:

2026

Universidad Argentina de la Empresa
Facultad de Ciencias Económicas

UADE

Resumen

La gestión del riesgo en el negocio adquirente enfrenta una tensión estructural: las reglas que previenen el fraude generan falsos positivos que interrumpen el cobro de comercios legítimos y aceleran su migración hacia la competencia. Este trabajo diseña un modelo de optimización que determina los umbrales de fricción que maximizan la rentabilidad del adquirente, integrando la detección del fraude y el valor de vida del cliente (CLV) en una función de rentabilidad unificada. Sobre una base de 202.424 comercios masivos de Payway (Argentina, ejercicio 2025), se estima la probabilidad de abandono mediante regresión logística con splines, se identifica un umbral conductual de tolerancia a la fricción (5–6%) y se valoriza la cartera con el modelo de Gupta-Lehmann. Los resultados muestran que una política uniforme fracasa por la composición bimodal de la población friccionada, mientras que una calibración diferenciada por perfil de riesgo domina a la política vigente, con una ganancia al análisis de sensibilidad.

Palabras clave: gestión del riesgo, negocio adquirente, fraude, falsos positivos, valor de vida del cliente (CLV), optimización de umbrales.

Abstract

Risk management in the merchant acquiring business faces a structural tension: fraud-prevention rules generate false positives that disrupt legitimate merchants' ability to accept payments and accelerate their migration to competitors. This thesis designs an optimization model that sets the friction thresholds maximizing acquirer profitability by integrating fraud detection and customer lifetime value (CLV) into a single profit function. Using a portfolio of 202.424 mass-market merchants of Payway (Argentina, fiscal year 2025), churn probability is estimated through logistic regression with splines, a behavioral friction-tolerance threshold (5–6%) is identified, and the portfolio is valued with the Gupta-Lehmann model. Results show that a uniform policy fails due to the bimodal composition of frictioned merchants, whereas a calibration differentiated by risk profile weakly dominates the current policy, delivering gains that remain robust across the sensitivity analysis.

Kewrods: risk management, merchant acquiring, fraud, false positives, customer lifetime value, threshold optimization.

1. Introducción	1
2. Planteamiento del problema y justificación de la investigación	2
3. Objetivos de la investigación	4
3.1. Objetivo general.....	4
3.2. Objetivos particulares	4
4. Hipótesis.....	5
5. Marco teórico.....	5
5.1. Ecosistema de medios de Pago	5
5.1.1. Estructura y actores.....	6
5.1.2. El negocio adquirente.....	7
5.1.3. El ecosistema de medios de pago en Argentina.....	8
5.2. Gestión integral de riesgo del negocio adquirente.....	9
5.2.1. El fraude y su materialización: los contracargos.....	10
5.2.2. Fricción transaccional, falsos positivos y costo de oportunidad.....	11
5.3. El <i>Trade-off</i> entre prevención y retención: marco de optimización	12
5.3.1. La disyuntiva entre sensibilidad y especificidad.	12
5.3.2. La matriz de confusión y curva de ROC.	13
5.3.3. Función de costo total y umbral económicamente óptimo.	14
5.3.4. Optimización multiobjetivo y la analogía de la frontera eficiente.	15
5.4. Del marco conceptual a la estrategia analítica.....	16
6. Metodología	16
6.1. Diseño de la investigación y construcción del universo de análisis	17
6.1.1. Fuente, unidad de análisis y operacionalización de las variables.	17
6.1.2. Construcción del universo de análisis	17
6.2. Especificación del modelo de abandono	18
6.3. De la retención al valor: parámetros y modelo de CLV.....	19
6.3.1. Parámetros económicos y construcción de la tasa de descuento	19
6.3.2. El valor del cliente: modelo de Gupta-Lehmann.....	20
6.4. La síntesis: la función de rentabilidad y el problema de optimización	20
6.5. Reproducibilidad.....	21
7. Análisis de resultados	21
7.1. La cartera y su fisionomía	21
7.2. La anatomía del trade-off: fricción, abandono y asimetría de magnitudes	22

7.2.1. De la fricción al abandono: un umbral, no una pendiente	23
7.2.2. La concentración del volumen y la asimetría de las magnitudes.....	24
7.3. El modelo de abandono: estimación y validación	25
7.4. El costo de oportunidad de los falsos positivos.....	28
7.5. Resultados de la optimización.....	29
7.5.1. De la política uniforme a la política diferenciada	30
7.5.2. Lectura en clave de frontera eficiente.....	31
8. Conclusiones.....	32
9. Bibliografías	34
10. Anexos	36
10.1. Anexo A: Construcción de la tasa de descuento	36
10.2. Anexo B: Estructura de la base de datos utilizada en la explotación	36
10.2. Anexo C: Salidas computacionales del análisis.....	38
10.2.1. Preparación de los datos y construcción de las variables	38
10.2.2. Modelos logísticos anidados y pruebas de razón de verosimilitud.....	39
10.2.3. Cocientes de chances del modelo completo.....	40
10.2.4. Spline cúbico y puntos de quiebre por segmento	41
10.2.5. Validación fuera de muestra	41
10.2.6. Valor de vida del cliente y valor agregado de la cartera	42
10.2.7. Optimización de la política: uniforme y diferenciada.....	43
10.2.8. Análisis de sensibilidad.....	44

1. Introducción

El presente trabajo de investigación aborda una tensión estructural del negocio de adquirencia de medios de pago: las mismas reglas que protegen al sistema del fraude rechazan también transacciones legítimas (los falsos positivos) e imponen a los comercios una fricción operativa que, sostenida en el tiempo, los empuja a migrar hacia la competencia. El adquirente enfrenta así dos costos que se mueven en direcciones opuestas: el fraude que tolera y el valor de cartera que pierde por prevenirlo. La pregunta que organiza el trabajo es de qué manera un modelo de optimización que pondere ambos costos de manera conjunta puede maximizar la rentabilidad del negocio.

La investigación se inscribe en el área de las finanzas corporativas y de la gestión integral de riesgos (*Enterprise Risk Management*), y dialoga con la economía de los medios de pago y con los métodos cuantitativos del riesgo de crédito. El instrumental empleado pertenece al núcleo de la disciplina: el valor presente y el valor de vida del cliente (*CLV*) para capitalizar la relación comercial, la econometría de variable dependiente cualitativa para estimar probabilidades de abandono, y la teoría de carteras, la analogía con la frontera eficiente de Markowitz, para formular la calibración de la prevención como un problema de riesgo y retorno.

El estudio se delimita, en el espacio y en el tiempo, al caso de Payway, uno de los adquirentes de referencia del sistema argentino, sobre el ejercicio 2025 y sobre su cartera de comercios masivos (segmentos *Small* y *Micro-Merchant*) en las modalidades presencial y de comercio electrónico, que tras la depuración de datos comprende 202.424 comercios. La elección del caso responde tanto al acceso a datos transaccionales reales de una escala infrecuente en la literatura local como a su representatividad: la problemática abordada es común a todos los adquirentes del sistema.

La relevancia del tema para las Finanzas es doble. En el plano de la gestión, el negocio adquirente opera con márgenes delgados sobre volúmenes enormes, de modo que una política de prevención mal calibrada destruye valor de manera silenciosa: no aparece en ningún estado de resultados como una pérdida, sino como ingresos que nunca llegan a generarse. En el plano conceptual, la decisión de cuánta fricción tolerar suele tratarse como un problema puramente estadístico de clasificación, este trabajo sostiene que es, en rigor, una decisión financiera de asignación de capital y que, como tal, debe modelarse con las herramientas de la disciplina.

El aporte del trabajo consiste en integrar en una única función de rentabilidad dos literaturas que corren por carriles separados, la de detección de fraude, que minimiza el error de clasificación, y la del valor del cliente (que capitaliza la relación comercial), derivar de esa función umbrales de fricción óptimos y diferenciados por perfil de comercio, y evaluar su viabilidad financiera frente al esquema vigente de reglas.

La elección del tema responde, finalmente, a la trayectoria profesional de uno de sus autores en la industria de medios de pago, donde la tensión entre prevención y retención se observa a diario entre dispuestas entre las áreas de Riesgo y Negocio sin que existan, en la práctica local, herramientas cuantitativas que la resuelvan de manera integrada.

El trabajo se organiza de la siguiente manera. La sección 2 plantea el problema, su justificación y las preguntas de investigación; las secciones 3 y 4 formulan los objetivos y la hipótesis. La sección 5 desarrolla el marco teórico en cuatro bloques: el ecosistema adquirente, la gestión integral del riesgo de fraude, el costo de los falsos positivos y el valor del cliente, y la síntesis de optimización. La sección 6 presenta la metodología y las fuentes de datos; la sección 7 expone el análisis de resultados; y la sección 8 concluye, discute las limitaciones del estudio y propone líneas de investigación futura.

2. Planteamiento del problema y justificación de la investigación

La gestión del riesgo constituye una de las funciones centrales de toda entidad que opera dentro del sistema financiero. La literatura ha consolidado un enfoque que concibe al riesgo no como un conjunto de amenazas aisladas que se administran de manera departamental, sino como una dimensión transversal que atraviesa a la totalidad de la operación y que se debe gestionar de manera integrada. Lam (2014)¹ en su formulación de la gestión integral de riesgos (*Enterprise Risk Management*), sostiene que la administración eficaz del riesgo exige superar la lógica de los compartimentos estancos y articular la identificación, la medición y la mitigación de las distintas exposiciones bajo una perspectiva organizacional unificada y orientada a la creación de valor. En la misma línea Jorion (2011)² sistematiza el instrumental cuantitativo de la administración del riesgo financiero y enfatiza que toda decisión de cobertura o mitigación comporta un costo que debe ponderarse frente al beneficio esperado de la reducción de la exposición.

Es precisamente esa tensión entre la mitigación de un riesgo y su costo asociado lo que motiva la presente investigación. El interés del trabajo surge de constatar que, en el negocio adquirente del ecosistema de medios de pago, esto es, la entidad que habilita a los comercios para la aceptación de pagos electrónicos, las decisiones orientadas a contener un riesgo asociado, el fraude transaccional, genera externalidades sobre otra dimensión de riesgo habitualmente desatendida, que es la pérdida de la cartera de comercios.

El contexto en el que se inscribe esta problemática se ha transformado de manera acelerada. La digitalización transaccional, impulsada por la pandemia de COVID-19 y consolidada en los años subsiguientes a través de la expansión de las billeteras virtuales y del comercio electrónico, se ha constituido en uno de los motores principales del consumo minorista en Argentina, según evidencia los revelamientos de la Cámara Argentina de Comercio Electrónico (CACE, 2024)³. Este crecimiento ha multiplicado el volumen de operaciones procesadas y, con él, la superficie de exposición al fraude, particularmente en la modalidad de comercios electrónico, en la que la ausencia del tarjetahabiente en el punto de venta eleva de manera sustancial el riesgo.

Dentro de este ecosistema, en el mercado argentino, Payway se ubica como uno de los adquirentes de referencia del sistema. La compañía constituye el negocio de adquirencia heredado por Prisma Medios de Pago, firma nacida en 2014 de la fusión de Visa

¹ Lam, J. (2014). *Enterprise risk management: From incentives to controls* (2.ª ed.).

² Jorion, P. (2011). *Financial risk manager handbook* (6.ª ed.).

³ Cámara Argentina de Comercio Electrónico [CACE]. (2024). *Estudio anual de comercio electrónico argentino*. Buenos Aires: CACE.

Argentina y Banelco, originalmente controlada por un consorcio de catorce bancos, escindido en una sociedad independiente a partir del proceso de desinversión ordenada por la Comisión Nacional de Defensa de la Competencia en 2017 y de la posterior adquisición de la compañía por el fondo Advent Internacional. La marca Lapos, de Prisma Medios de Pago, domino durante años el parque de terminales de captura de pagos del país, lo que dota a Payway de una base instalada de comercios de magnitud excepcional, en la actualidad presta servicios a más de 250 mil comercios en Argentina.

Esta posición convive, no obstante, con una estructura competitiva creciente disputado. El registro de entidades adquirentes del Banco Central reúne, junto con Payway, a operadores como Firs Data Cono Sur (Firsev), Getnet del Grupo Santander, Mercado Pago, Naranja X, American Express, Global Processing, Mobbex y Worldpay (FIX SCR, 2025)⁴. La irrupción de Mercado Pago, que capitalizó su base instalada de usuarios para acelerar la adopción de pequeñas y medianas empresas, y la consolidación de Firsev tras su integración con First Data reconfiguraron un mercado que durante años había estado concentrado en los procesadores de pago tradicionales. La elección de Payway como caso de estudio se fundamenta, por lo tanto, en tres razones complementarias, su condición de adquirente de referencia, con una cartera estructuralmente representativa de comercios, la magnitud y atomización de su base instalada, que vuelve sistemático el impacto de cualquier decisión de riesgo sobre la rentabilidad agregada, y el hecho de que la tensión que el trabajo analiza, es común al conjunto de los adquirentes del sistema, lo que confiere a los hallazgos un potencial de generalización hacia el ecosistema.

El problema central que aborda la investigación reside en que las reglas de prevención restrictivas generan una tasa elevada de falsos positivos, de rechazos de transacciones legítimas, que, desde la perspectiva del comercio, equivalen a una interrupción directa de su capacidad de cobro. En un mercado caracterizado por bajas barreras de salida y por la disponibilidad de múltiples sustitutos con propuestas comerciales equivalente, la elasticidad del comercio ante episodios de fricción es elevada, cuando un comercio perciba rechazos recurrentes, la migración hacia un competidor se convierte en una respuesta económicamente racional.

La consecuencia material de este fenómeno se manifiesta como un costo de oportunidad por fricción. Donde cada comercio legítimo que, ante rechazos reiterados, migra hacia un adquirente competidor no representa a Payway únicamente una pérdida del margen inmediato de las transacciones rechazadas, sino la del flujo de ingresos futuros que ese comercio habría generado durante el período de su permanencia en la cartera. Esta pérdida diferida, distribuida en el tiempo, resulta considerablemente más onerosa que el costo puntual y directamente medible por el fraude tolerado.

Por su parte, la literatura ofrece cuerpos analíticos robustos para abordar estas dimensiones por separado. Por un lado, la detección estadística del fraude cuenta con tradición consolidada que, desde la revisión conceptual de Bolton y Hand (2002)⁵, ha

⁴ FIX SCR S.A. Agente de Calificación de Riesgo. (2025). Informe de calificación: Mercado Pago Servicios de Procesamiento S.R.L. (con base en datos del BCRA).

⁵ Bolton, R. J., y Hand, D. J. (2002). Statistical fraud detection: A review. *Statistical Science*, 17(3), 235-255.

desarrollado un instrumental basado en la teoría de la decisión y aprendizaje automático para clasificar operaciones legítimas y fraudulentas. Por otro lado, la literatura de finanzas operacionales ha formalizado el valor económico de la relación con el cliente a través del concepto Valor de Vida del Cliente (*Customer Lifetime Value*), entendido como el valor presente de los flujos de ingreso esperado a lo largo de dicha relación (Gupta y Lehmann, 2003)⁶.

La investigación sobre detección de fraude ha tendido a optimizar la clasificación minimizando el costo del error de detección, sin incorporar la consecuencia comercial de los falsos positivos producen sobre la permanencia del comercio. En consecuencia, no se ha desarrollado un marco analítico que integre ambos componentes en una función de rentabilidad unificada que permita determinar el punto de equilibrio entre ellos.

De tal forma el trabajo se justifica en la necesidad de diseñar una estrategia de optimización que permita al tipo de negocio adquirente ajustar su apetito de riesgo de manera proactiva, incorporando el costo de la fricción a la ecuación de rentabilidad. Aunque el análisis empírico se concentra en el caso de Payway, en virtud del acceso a datos transaccionales macro y de su representatividad estructural, la problemática abordada es común a la de los adquirentes del sistema argentino.

En este marco, la investigación busca responder las siguientes preguntas, ¿de qué manera un modelo de optimización basado en el equilibrio entre la prevención del fraude y la minimización de la fricción puede maximizar la rentabilidad del negocio adquirente en Payway? ¿Cómo impacta el fenómeno de los falsos positivos en el costo de oportunidad por cese de actividad o migración de comercio hacia la competencia? ¿Cuál es la relación estadística entre el endurecimiento de las reglas de riesgo y la tasa de abandono de los comercios en el ecosistema local? ¿Qué diferencias existen en los umbrales de fricción óptimos según la segmentación y el perfil transaccional de los comercios?

3. Objetivos de la investigación

3.1. Objetivo general

Diseñar un modelo de optimización para Payway en el segmento de comercios masivos, para las modalidades POS y e-commerce durante el período 2025, que determine los umbrales de fricción que maximicen la rentabilidad transaccional mediante el equilibrio entre la mitigación de fraude y la retención de la cartera.

3.2. Objetivos particulares

- Cuantificar el costo de oportunidad financiero derivado de los falsos positivos, estimando la pérdida de margen operativo y el valor de vida del cliente proyectado ante la migración a competidores.
- Analizar la correlación empírica entre la aplicación de reglas de fricción restrictivas y la tasa de inactividad de los comercios, identificando los puntos de quiebre que disparan el abandono del servicio por parte del comercio

⁶ Gupta, S., y Lehmann, D. R. (2003). Customers as assets. *Journal of Interactive Marketing*, 17(1), 9-24.

- Establecer umbrales de fricción diferenciados mediante una segmentación por perfil de riesgo del comercio, permitiendo una gestión de riesgos en lugar de reglas de aplicación masiva.
- Evaluar la viabilidad financiera del modelo propuesto comparando los escenarios de pérdida por fraude en el período 2025 frente a la ganancia por recuperación de volumen transaccional.

4. Hipótesis

En el segmento de comercios masivos de Payway durante el ejercicio 2025, la calibración de los umbrales de fricción mediante un modelo que pondera de manera conjunta el riesgo de fraude y el costo de oportunidad por falsos positivos genera una rentabilidad neta superior a la obtenida por el sistema vigente de reglas de prevención.

5. Marco teórico

La gestión del riesgo de fraude en medios de pago ha sido tratada predominantemente desde la estadística aplicada y el aprendizaje automático, con foco en la capacidad de los sistemas de detección para discriminar operaciones legítimas de fraudulentas. La medición del valor y la retención del cliente, en cambio ha sido desarrollada por la literatura de finanzas operacionales, centrada en la cuantificación de los flujos de ingresos asociados a la relación comercial. El estado actual del conocimiento ofrece, en consecuencia, un respaldo robusto para cada una de estas dimensiones consideradas por separado, pero carece de un marco que articule en una función de rentabilidad unificada aplicable a casos de negocio adquirente. Esa ausencia es la que define el aporte que el presente trabajo se propone a realizar y la que justifica la construcción de un marco teórico que ensamble ambos cuerpos conceptuales.

A tal efecto, el desarrollo que sigue se organiza en tres bloques de complejidad. El primero describe el ecosistema de medios de pago, y la posición que el adquirente ocupa dentro de él, con particular atención a las características estructurales del mercado argentino. El segundo aborda la gestión integral del riesgo en el negocio adquirente, desde su marco conceptual hasta la materialización del fraude y los costos asociados a su prevención. El tercero formaliza la tensión entre la prevención y retención como un problema de optimización y demuestra que admite una solución óptima identificable.

5.1. Ecosistema de medios de Pago

El ecosistema de medios de pago constituye la infraestructura institucional, tecnológica y regulatoria a través de la cual se facilita la transferencia de valor entre los agentes económicos que participan en una transacción comercial. Su arquitectura no responde a la lógica de un mercado bilateral convencional, sino a la de una plataforma multilateral en la que distintos tipos de participantes se articulan mediante un entramado de contratos, estándares técnicos y marcos normativos que definen las condiciones bajo las cuales el intercambio es posible.

A esta interdependencia funcional se suma una dimensión institucional que distingue al ecosistema de pagos de otros mercados de servicios, su infraestructura no opera únicamente como canal de transferencia de valor, sino como mecanismo de confianza

que habilita el intercambio entre partes que no necesariamente se conocen ni confían entre sí. Esta función se sostiene en un sistema de garantías, estándares y responsabilidades distribuidas de manera asimétrica entre los participantes, distribución que no es estática, sino que se reconfigura a medida que el ecosistema incorpora nuevos actores, modalidades y tecnologías. Su comprensión resulta esencial para contextualizar el rol del adquirente y los riesgos que derivan de su operación, dado que ningún actor del sistema puede analizarse de manera aislada respecto al relacionamiento que lo configura.

5.1.1. Estructura y actores

Según Kahn y Roberds (2009)⁷, en su revisión fundacional de la economía de los pagos, sintetizar la función de la economía del sistema de pagos como la de un mecanismo institucional que resuelve el problema de doble coincidencia de intercambio en una economía monetaria, articulando la liquidación de la obligación entre partes no necesariamente confían entre si. Esta perspectiva resulta particularmente útil para encuadrar el rol del adquirente como nodo de confianza institucional dentro del ecosistema.

En su configuración más macro, a nivel global, el sistema adopta un modelo de cuatro partes, conocido como *four-party scheme*, cuyos componentes son: el tarjetahabiente, la entidad emisora, el comercio y la entidad adquirente, articulados a través de una red de pagos o marca, tales como Visa o Mastercard. En hilo con lo comentado, Evans y Schmalensee (2005)⁸ describen este modelo como un sistema en el que la red actúa como organizador de las reglas de intercambio sin intervenir directamente en la relación crediticia entre emisor y tarjetahabiente, ni en la relación entre el adquirente y comercio.

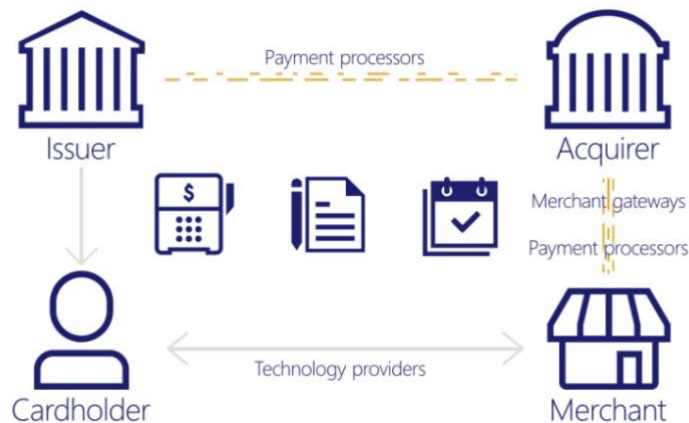


Figura 5.1. Four-party scheme

Fuente: Sitio VISA. Descripción general de las soluciones de pago y tarjetas

El tarjetahabiente es el portador del instrumento de pago, tarjeta de débito, crédito o prepago, emitido por una institución financiera habilitada. El emisor, por su parte,

⁷ Kahn, C. M., y Roberds, W. (2009). Why pay? An introduction to payments economics. Journal of Financial Intermediation, 18(1), 1-23

⁸ Evans, D. S., y Schmalensee, R. (2005). The economics of interchange fees and their regulation: An overview.

gestiona la cuenta del tarjetahabiente, evalúa las solicitudes de autorizaciones de compra y asume el riesgo crediticio asociado a las operaciones aprobadas. La red de pagos establece y administra los estándares técnicos, las reglas operativas y los mecanismos de compensación y liquidación (*clearing and settlement*) entre emisores y adquirentes. Finalmente, el adquirente, cuyo rol es el objetivo central de este trabajo, es la entidad responsable de habilitar el comercio para aceptar pagos electrónicos, proveyendo la infraestructura tecnológica de aceptación y gestionando así la solicitud de autorización ante el emisor a través de la red.

5.1.2. El negocio adquirente

El adquirente es definido por la normativa del Banco Central de la Republica Argentina como la entidad que habilita a los comercios para la aceptación de pagos electrónicos y que asume frente a las redes de pago la responsabilidad por las transacciones procesadas⁹.

En términos económicos, el modelo de negocio se sustenta en la percepción de una tasa de descuento sobre el volumen transaccional, conocida como *Merchant Discount Rate* (MDR), que representa la diferencia entre el monto de la transacción y el importe efectivamente acreditado al comercio, neto de la tasa de intercambio que el adquirente transfiere al emisor.

Hayashi, Sullivan y Weiner (2003)¹⁰, en su análisis de la industria de cajeros automáticos y tarjetas de débito, caracterizan al adquirente como el actor responsable de gestionar simultáneamente tres dimensiones operativas: la afiliación de comercios, el procesamiento técnico de las transacciones y la administración del riesgo asociada a las operaciones procesadas. Esta caracterización funcional permite comprender por qué las decisiones de gestión de riesgo del adquirente impactan de manera directa sobre la rentabilidad del negocio: cada una de esas dimensiones generan ingresos y costos diferenciados que deben optimizarse de manera conjunta.

La rentabilidad del adquirente es, por lo tanto, una función de tres variables principales: el volumen bruto de transacciones procesadas (*Gross Payment Volume*, GPV), la tasa de descuento aplicada en términos de comisión, y el costo de perdidas por contracargos que terminan en fraude. Esta estructura de ingresos coloca al adquirente en una posición de riesgo dual, de un lado soporta el riesgo de crédito y fraude derivado de los comercios que operan dentro de la adquirencia, y por otro lado, enfrenta el riesgo de negocio asociado a la pérdida de volumen transaccional ante la migración de comercios hacia la competencia.

En el mercado argentino, Payway, opera como adquirente principal del sistema, procesando transacciones bajo las marcas de Visa y Mastercard en modalidades tarjeta presente (*POS*) y comercio electrónico (*Ecommerce*). Su posicionamiento como proveedor de infraestructura de cobro los comercios implica la gestión de una cartera atomizada, donde las decisiones de riesgo tienen impacto directo y sistema en la rentabilidad agregada.

⁹ Banco Central de la República Argentina (BCRA). (2021). Comunicación A 7349: Requisitos mínimos de gestión, implementación y control de los riesgos relacionados con tecnología informática.

¹⁰ Hayashi, F., Sullivan, R. J., y Weiner, S. E. (2003). A Guide to the ATM and Debit Card Industry.

5.1.3. El ecosistema de medios de pago en Argentina

El ecosistema presenta rasgos estructurales que justifican un tratamiento analítico diferenciado, derivado tanto por la arquitectura regulatoria del sector como de las particularidades de la coyuntura macroeconómica nacional. Estas dimensiones, regulatoria, macroeconómica y competitiva, condicionan el comportamiento transaccional de los comercios y la operatoria de los adquirentes e impactan de manera directa sobre la dinámica de la fricción y migración transaccional que constituye el problema de esta investigación.

En el plano regulatorio, el Banco Central de la Republica Argentina ejerce la rectoría del sistema de pagos a través de un cuerpo normativo que ha modernizado significativamente en los últimos años. En la comunicación A 6885 (BCRA, 2019)¹¹ introdujo la figura de los Proveedores de Servicios de Pago que ofrece Cuentas de Pago (PSP-CP), incorporando de esta manera al perímetro regulatorio a operadores no bancarios que canalizan flujos transaccionales relevantes y estableciendo requisitos específicos en materia para su inscripción, encaje y protección de fondos del usuario.

La penetración de los medios de pago electrónico en Argentina ha experimentado una expansión sostenida durante la última década. El proceso se aceleró notoriamente a partir del año 2020, en el contexto de las restricciones a la movilidad asociada a la pandemia de COVID-19, que actuaron como catalizador de digitalización de los pagos minoristas a escala global (BIS, 2021)¹². Los relevamientos de Camara Argentina de Comercios Electrónico evidenciaron un crecimiento sostenido en el volumen *e-commerce* nacional, medido tanto en términos de volumen de facturación como en cantidad de órdenes y de compradores únicos (CACE, 2024)¹³. Cabe recalcar, que la modalidad *e-commerce*, implica transacciones en las que el tarjetahabiente no está físicamente presente en el momento del pago, lo que elimina mecanismos de autenticación física y elevan sustancialmente el riesgo de fraude. La pérdida de validaciones presenciales resulta particularmente relevante en el contexto local, la masificación de las tarjetas sin contacto (*contactless*) discontinuo prácticas de verificación de identidad, como la solicitud del documento al titular, que antes operaban como control adicional en el punto de venta. Si bien no se dispone de una medición equivalente desagregada para el mercado argentino, los datos del Nilson Report 2022¹⁴, permite dimensionar esta asimetría a escala internacional: el fraude en transacciones de comercio electrónico representó el 73% del fraude total con tarjetas a nivel global en 2021. Aunque de alcance global, el dato es trasladable al mercado local: la asimetría responde a la lógica de la modalidad (la ausencia de autenticación presencial) y no a una particularidad geográfica.

La coyuntura macroeconómica en Argentina introduce una particularidad relevante para el análisis del negocio adquirente, donde la inflación crónica en la economía nacional,

¹¹ Banco Central de la República Argentina (BCRA). (2019). Comunicación A 6885: Proveedores de Servicios de Pago.

¹² Bank for International Settlements (BIS). (2021). Covid-19 and cash: a payments perspective. BIS Bulletin No. 39.

¹³ Cámara Argentina de Comercio Electrónico (CACE). (2024). Estudio Anual de Comercio Electrónico Argentino. Buenos Aires: CACE.

¹⁴ Nilson Report. (2022). Card Fraud Losses Worldwide. Issue 1209.

modifica el comportamiento transaccional tanto de los consumidores como de los comercios. En contextos de alta inflación, los actores de la economía tienden a reducir la tendencia en efectivo, acelerando la rotación del consumo e intensificando el uso de los medios de pago electrónico como herramienta de gasto habitual. Por su parte, la volatilidad cambiaria reconfigura los patrones temporales de consumo, con incidencias directa sobre el volumen transaccional, la composición y la estacionalidad del flujo procesado por los adquirentes. Este fenómeno toma críticamente necesaria la actualización de las reglas de prevención adquirente, lo cual constituye una de las variables de entorno financiero contempladas en la metodología de análisis de la presente investigación.

En el plano competitivo, como se detalló en el planteamiento del problema, en la sección 2, el mercado transitó desde 2015 de una estructura concentrada en los procesadores tradicionales hacia una competencia ampliada, con la irrupción de operadores de matriz tecnológica, tales como Mercado Pago, Fiserv, y fintechs como Getnet o Naranja X—(FIX SCR, 2025)¹⁵.

Esta dinámica tiene una consecuencia central para el problema de la investigación, la baja barrera de salida del comercio respecto a su adquirente. La disponibilidad de múltiples sustitutos con propuestas comerciales equivalente eleva significativamente la elasticidad del comercio ante episodios de fricción transaccional. Este conjunto de condiciones, nuevos competidores, bajos costos de cambio y alta sensibilidad a la calidad del servicio de cobro, configuran el contexto en el que el *trade-off* entre mitigación del riesgo de fraude y retención de cartera delimita el universo empírico sobre el cual esta investigación modela umbrales de fricción.

5.2. Gestión integral de riesgo del negocio adquirente

La gestión del riesgo constituye una disciplina central en la operación de toda entidad financiera, y el negocio adquirente no es una excepción. La singularidad de su rol del adquirente, posicionado como el nexo entre el comercio y sistema financiero, determina una estructura de exposición que difiere cualitativamente de la de otros actores del ecosistema, donde el adquirente enfrenta de manera simultánea dos dimensiones de riesgo que no son independientes entre sí, sino que se encuentran conectadas de manera estructural a través de sus propias decisiones de gestión. Por un lado, soporta el riesgo de fraude transaccional, que se materializa en pérdidas directas a través del mecanismo de contracargos y que, de no contenerse, compromete la viabilidad económica de la operación. Por otro lado, enfrenta el riesgo de negocio asociado a la pérdida de cartera de comercios, que se activa precisamente cuando las medidas adoptadas para mitigar el fraude generan niveles de fricción transaccional que deterioran la experiencia del comercio y aceleran su migración hacia la competencia. Esta interdependencia entre ambas dimensiones define la naturaleza integral del desafío, no se trata de administrar dos riesgos en paralelo bajo una lógica departamental, sino de gestionar un sistema en el que la decisión orientada a reducir uno puede, si no se calibra adecuadamente, amplificar el otro.

¹⁵ FIX SCR S.A. Agente de Calificación de Riesgo. (2025). Informe de calificación: Mercado Pago Servicios de Procesamiento S.R.L. (con base en datos del BCRA).

5.2.1. El fraude y su materialización: los contracargos

El fraude en los medios de pago se define como cualquier acto deliberado orientado a obtener un beneficio ilegítimo mediante el uso no autorizado de un instrumento de pago o la manipulación fraudulenta de una transacción (BIS/CPMI, 2016). Si bien se trata de una definición de alcance global, su aplicabilidad al contexto argentino no es indirecta, dado que el Banco Central de la Republica Argentina adopta de manera sistemática las directrices del Comité Internacional e Infraestructura de Mercado como marco de referencia para el diseño normativo en materia de sistemas de pago, lo que confiere a esta conceptualización una validez estructural para el análisis local.

Desde la perspectiva del adquirente, el fraude se manifiesta principalmente a través de dos canales: el fraude en transacciones con tarjeta presente, y el fraude con transacciones sin tarjeta presente, vinculado al robo de datos de tarjeta y al uso de fraudulento de datos de credenciales en entornos digitales. Su medición se realiza habitualmente a través de la tasa de fraude (FAV), definida como el cociente entre el monto total de transacciones fraudulentas y el monto de transacciones procesadas, expresado en puntos básicos. Las redes de pago establecen umbrales máximos de fraude para los adquirentes, conocidos como umbrales de monitoreo, cuyo incumplimiento puede derivar en sanciones económicas o en la inhabilitación del adquirente para operar con determinadas marcas¹⁶.

El canal a través del cual el riesgo de fraude se materializa en una pérdida concreta para el adquirente es el contracargo. Este mecanismo mediante el cual el emisor, actuando en representación del tarjetahabiente, revierte el cargo de una transacción y exige al adquirente la devolución del importe correspondiente, más las comisiones aplicables. Este instrumento constituye el principal canal de materialización del riesgo de fraude para el adquirente, dado que su exposición directa al fraude se concreta al momento en que la red de pagos le debita el importe de las transacciones disputadas.

Los contracargos pueden clasificarse en dos grandes categorías, los contracargos por fraude, que corresponden a transacciones sin autorización del tarjetahabiente legítimo, y los contracargos por disputa, que derivan de conflictos entre tarjetahabiente y el comercio en relación con la calidad, entrega o cancelación de un bien o servicio. Ambas categorías generan pérdidas directas, si bien los primeros resultan más relevantes en términos de escala y constituyen el objeto principal de las políticas de prevención del adquirente.

La magnitud de las pérdidas por contracargos que el adquirente está dispuesto a absorber remite, en última instancia, a una decisión estratégica: su apetito de riesgo, entendido como el nivel de riesgo que una organización está dispuesta a asumir en la búsqueda de sus objetivos estratégicos, previo a la adopción de medidas de mitigación (Lam, 2014)¹⁷. En el negocio adquirente, este apetito no puede definirse sobre una única dimensión de exposición sino sobre dos que interactúan: la tolerancia al fraude, que determina cuánta pérdida directa la organización está dispuesta a absorber, y la tolerancia a la fricción, que determina cuánto deterioro en la experiencia del comercio está dispuesta a generar como consecuencia de sus políticas de prevención. La

¹⁶ Visa Inc. (2023). Visa Acquirer Monitoring Program (VAMP): Program guide. San Francisco: Visa.

¹⁷ Lam, J. (2014). Enterprise risk management: From incentives to controls (2.ª ed.).

formalización de este apetito se traduce, en la práctica, en la definición de umbrales cuantitativos medidos en términos de tasa de fraude sobre el volumen procesado (FAV), monto absoluto de pérdidas por contracargos o índices, que orientan el diseño de las reglas de prevención y que deben revisarse de manera periódica en función de la evolución del contexto transaccional y competitivo.

5.2.2. Fricción transaccional, falsos positivos y costo de oportunidad.

El concepto de fricción transaccional se refiere a cualquier obstáculo, interrupción o rechazo que interfiere con la capacidad de un comercio legítimo de completar una transacción válida. En el contexto de la gestión de riesgo adquirente, la fricción es el resultado directo de la aplicación de reglas de prevención y constituye el principal instrumento de mitigación del fraude disponible para el adquirente en el momento de autorización.

Como toda política de prevención del fraude está sujeta a una disyuntiva estadística, la que existe entre la sensibilidad del modelo (capacidad de identificar correctamente las transacciones fraudulentas) y su especificidad (capacidad de no rechazar transacciones legítimas). En la teoría de la decisión estadística, los rechazos incorrectos de transacciones válidas se denominan falsos positivos, y representan el costo colateral de una política de prevención excesivamente restrictiva (Fawcett, 2006)¹⁸.

En el negocio adquirente, los falsos positivos tienen consecuencias que trascienden el plano técnico. Como se señaló, los rechazos reiterados degradan el servicio de cobro y elevan la probabilidad de migración, y esa elasticidad es mayor cuantos más sustitutos disponibles existen.

La cuantificación de esta pérdida puede encuadrarse a través del concepto de costo de oportunidad. Cuando un comercio es friccionado de manera errónea y migra hacia un competidor, el adquirente resigna no solo el margen generado por las transacciones rechazadas, sino el flujo de ingreso futuro que ese comercio habría representado durante el período en que habría permanecido activo en la cartera. La literatura de finanzas operacionales se desarrolló el concepto de Valor de Vida del Cliente (*Customer Lifetime Value*, CLV) como herramienta para cuantificar el valor presente de los flujos de ingreso esperado provenientes de un cliente a lo largo de su relación con la empresa, descontados a una tasa que refleje el costo de oportunidad del capital (Gupta y Lehmann, 2003). En el contexto adquirente, el CLV del comercio se modela en función del volumen transaccional promedio, la tasa de descuento aplicada, el margen operativo neto de costos de procesamiento y la tasa de retención esperada, siendo esta última la probabilidad de que el comercio permanezca activo en la cartera en cada período sucesivo. Su formalización operativa, el modelo de Gupta-Lehmann y los parámetros que lo alimentan, se desarrolla en la metodología (sección 6.3).

La cuantificación del costo de oportunidad por fricción requiere, por lo tanto, integrar dos dimensiones analíticas: la estimación del impacto directo de los rechazos sobre el volumen transaccional inmediato, y la estimación de impacto indirecto sobre la retención del comercio, y por ende, sobre el CLV proyectado. Esta integración constituye el núcleo metodológico de la presente investigación, que propone a desarrollar un modelo vincule

¹⁸ Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. Pattern Recognition Letters

la intensidad de las reglas de prevención adquirente con la tasa de inactividad o abandono de los comercios, y que cuantifique la pérdida de rentabilidad asociada en términos de margen operativo y valor de vida del cliente.

La compresión de esta dinámica permite reformular el problema de gestión de riesgos en el negocio adquirente como un problema de optimización multiobjetivo: no se trata únicamente de minimizar las pérdidas por fraude, sino de encontrar el umbral de fricción que maximiza la rentabilidad neta del adquirente, considerando simultáneamente el costo del fraude tolerado y el costo de oportunidad generado por los falsos positivos.

5.3. El *Trade-off* entre prevención y retención: marco de optimización

En los apartados precedentes se desarrollaron los conceptos de prevención de fraude y retención de la cartera comercial como dimensiones autónomas de la gestión del riesgo adquirente. El presente apartado articula ambas en un marco conceptual unificado y demuestra que el problema admite una formulación como problema de optimización con un punto de equilibrio identificable.

La integración de ambas dimensiones en una función de rentabilidad unificada habilita una formulación que ninguna de las dos tradiciones por separado podía producir: la determinación de un umbral de fricción que no minimiza el fraude ni maximiza la retención de manera aislada, sino que maximiza la rentabilidad neta del adquirente considerando simultáneamente el costo del fraude tolerado y el costo de oportunidad generado por los rechazos erróneos. Esta formalización constituye el sustento teórico de la hipótesis de la presente investigación: la afirmación de que existe un conjunto de umbrales óptimos de fricción cuya determinación maximiza la rentabilidad neta del negocio adquirente solo es defendible si se establece previamente que el problema admite una solución óptima, condición que los subapartados que siguen se proponen demostrar.

5.3.1. La disyuntiva entre sensibilidad y especificidad.

Todo problema de detección que involucra la clasificación de eventos en dos categorías, en este caso, las transacciones legítimas frente a las transacciones fraudulentas, se enfrenta a una disyuntiva estadística fundamental, conocida como el *trade-off* entre sensibilidad y especificidad (Provost, 2013)¹⁹. La sensibilidad de un sistema de detección, también denominada tasa de verdaderos positivos, mide su capacidad para identificar correctamente los eventos de la categoría positiva, ósea las transacciones efectivamente fraudulentas que el sistema bloquea. La especificidad, o tasa de verdaderos negativos, mide la capacidad del sistema para no rechazar incorrectamente eventos de la categoría negativa, esto es la capacidad para aprobar transacciones legítimas. En la teoría estadística de la decisión, los errores derivados de una clasificación incorrecta reciben nombres precisos, el error de tipo I corresponde al falso positivo, el rechazo incorrecto de una transacción legítima, y el error de tipo II al falso negativo, la aprobación incorrecta de una transacción fraudulenta.

La característica esencial de esta disyuntiva es su naturaleza inherente, que, para un sistema de detección, no es posible incrementar la sensibilidad sin sacrificar

¹⁹ Provost, F., y Fawcett, T. (2013). Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking.

especificidad, ni viceversa. La calibración del umbral de decisión, el valor o regla del cual una transacción es clasificada como sospechosa, desplaza el sistema a lo largo de una curva de posibilidades en la que ambas dimensiones se relacionan de manera inversa. Hand (2009)²⁰, destacado estadístico, en una contribución al campo, advierte que la elección del punto operativo sobre la curva de decisión excede el ámbito puramente estadístico, dado que requiere ponderaciones explícitas sobre el costo de cada tipo de error.

Bajándolo en el contexto del adquirente, esta disyuntiva configura el núcleo del problema de gestión del riesgo. Un esquema de prevención más agresivo, reglas más restrictivas, umbrales de monto más bajos, mayores cantidades de variables de control incrementan la probabilidad de detectar el fraude (una alta sensibilidad), pero también la probabilidad de bloquear transacciones legítimas (baja especificidad). Un esquema más permisivo opera en la situación inversa. La existencia de esta tensión es la condición teórica que hace que el problema de fricción sea un problema de optimización en sentido estricto: si una de las dimensiones pudiera mejorarse sin costo sobre la otra, no existiría problema de elección, y por ende, no habría espacio analítico para la presente investigación.

5.3.2. La matriz de confusión y curva de ROC.

La formalización clásica del *trade-off* entre sensibilidad y especificidad se realiza mediante la matriz de confusión, una tabla de contingencia de dos por dos que clasifica cada decisión del sistema en una de cuatro categorías. En el contexto del adquirente, los verdaderos positivos (VP) corresponden a transacciones fraudulentas correctamente bloqueadas; y los falsos positivos (FP), a transacciones legítimas incorrectamente bloqueadas y que constituyen el fenómeno de fricción excesiva analizado en este trabajo; los verdaderos negativos (VN), a transacciones legítimas correctamente aprobadas; y los falsos negativos (FN), a transacciones fraudulentas que el sistema aplicado no detectó, que se materializan posteriormente con el contracargo.

²⁰ Hand, D. J. (2009). Measuring classifier performance: A coherent alternative to the area under the ROC curve.

		Predicción	
		Positivos	Negativos
Observación	Positivos	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)
	Negativos	Falsos Positivos (FP)	Verdaderos Negativos (VN)

- **VP** es la cantidad de *positivos* que fueron *clasificados correctamente* como positivos por el modelo.
- **VN** es la cantidad de *negativos* que fueron *clasificados correctamente* como negativos por el modelo.
- **FN** es la cantidad de *positivos* que fueron *clasificados incorrectamente* como negativos.
- **FP** es la cantidad de *negativos* que fueron *clasificados incorrectamente* como positivos.

Figura 5.2. *Matriz de confusión*

Fuente: *Elaboración propia*

Cada configuración específica de las reglas de prevención adquirente genera una distribución determinada de transacciones entre estas cuatro categorías. La variación sistemática de los umbrales de las reglas produce una secuencia de configuraciones alternativas, cada una con su propio par de coordenadas (sensibilidad, especificidad), que pueden representarse gráficamente sobre el plano para construir la curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*).

La distinción analítica fundamental que la curva ROC introduce es la siguiente: la curva describe el conjunto de combinaciones de sensibilidad y especificidad que un sistema de detección dado puede alcanzar mediante la calibración de su umbral, mientras que la elección del punto específico sobre la curva, es decir el umbral efectivamente adoptado, constituye una decisión adicional, de naturaleza económica y no estadística. Esta separación entre la capacidad técnica del sistema (que combinaciones son alcanzables) y la decisión operativa (que combinación se elige) es el centro del problema de investigación: este trabajo asume como dadas las capacidades técnicas de Payway y se va a concentrar en la determinación del punto de operación económicamente óptimo sobre la curva implícita que dicho sistema describe.

5.3.3. Función de costo total y umbral económicamente óptimo.

La traducción del *trade-off* estadístico en un problema económico requiere la asignación de costos diferenciales a cada uno de los cuatro resultados posibles del sistema de detección. Elkan (2001)²¹, en su trabajo sobre estudio de costo-sensibilidad, formalizo esta extensión proponiendo una matriz de costos que pondera de manera explícita el peso económico relativo de cada tipo de error. En el contexto del adquirente, los verdaderos positivos y los verdaderos negativos tienen costos asignados próximos a cero, los cuales corresponden a decisiones correctas que no generan pérdidas

²¹ Elkan, C. (2001). The foundations of cost-sensitive learning.

adicionales, mientras que los falsos positivos y los falsos negativos tienen costos económicos sustantivos ya aclarados en la sección 5.2.

El costo asociado a un falso negativo (una transacción fraudulenta no detectada) se compone del importe del contracargo, las comisiones de su procesamiento, los costos administrativos de gestión y el potencial impacto regulatorio. El costo asociado a un falso positivo (una transacción legítima rechazada) se compone, en cambio, del margen de contribución de la transacción rechazada y de la pérdida esperada del valor de vida del cliente derivado del incremento marginal en la probabilidad de migración del comercio. La asimetría más relevante entre ambos costos radica en su horizonte temporal: el costo del falso negativo se materializa en el corto plazo y es directamente medible, mientras que el del falso positivo se distribuye en el tiempo y requiere un modelo predictivo de retención para su cuantificación. Bajo este marco, la determinación del umbral óptimo se transforma en un problema de minimización del costo total esperado del sistema. Berger (1985)²², define que el marco de la teoría de la estadística de la decisión demuestra que el umbral óptimo bayesiano es aquel que iguala el costo marginal esperado de cometer un falso positivo con el costo marginal esperado de cometer un falso negativo, ponderados ambos por su probabilidad de ocurrencia. Esta formulación nos permite reescribir el problema de gestión de riesgos del adquirente como un problema de optimización con solución única, y constituye el sustento formal de la hipótesis a demostrar.

5.3.4. Optimización multiobjetivo y la analogía de la frontera eficiente.

Cuando los objetivos de un problema de decisión no admiten una agregación inmediata en una única función monetaria, ya sea por la presencia de incertidumbre relevante, por la dificultad de cuantificar ciertos costos o por la existencia de restricciones cualitativas, como las regulatorias el problema se formula en el marco de la optimización multiobjetivo (Miettinen, 1999)²³. En este enfoque, en lugar de buscar una única solución óptima, se identifica el conjunto de soluciones eficientes, conocido como frontera de Pareto, donde toda mejora en un objetivo solo es alcanzable a costo de un deterioro de otro.

La frontera de Pareto del adquirente puede conceptualizarse como el conjunto de puntos de operación, cada uno definido por su par, pérdidas por fraude tolerado- costo de oportunidad por fricción, alcanzables a mediante la calibración del sistema de prevención. Una configuración es eficiente si no existe otra que reduzca simultáneamente ambos componentes, de existir, la primera estaría dominada y debería descartarse. La gestión racional del adquirente debería operar exclusivamente sobre la frontera eficiente, mientras que la elección del punto específico sobre dicha frontera dependa del apetito de riesgo de fraude de la organización.

La estructura frontera de este problema presenta una analogía instructiva con la teoría moderna de portafolio de Markowitz, la cual es la referencia fundacional en finanzas que articula el *trade-off* entre rentabilidad esperada y riesgo en una frontera de combinaciones eficientes²⁴. Así como Markowitz demostró que ninguna combinación de activos por debajo de la frontera eficiente es racional para un inversor que busca

²² Berger, J. O. (1985). Statistical decision theory and Bayesian analysis (2.ª ed.).

²³ Miettinen, K. (1999). Nonlinear Multiobjective Optimization. Boston: Kluwer Academic Publishers.

²⁴ Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. The Journal of Finance

maximizar su utilidad, ningún esquema de reglas de prevención que se ubique por debajo de la frontera de Pareto dentro del modelo adquirente es racional para una organización que persiga maximizar su rentabilidad ajustada por riesgo. En ambos casos, además, la elección del punto sobre la frontera exige especificar la función de utilidad del agente: la aversión al riesgo del inversor, el apetito de riesgo del adquirente.

5.4. Del marco conceptual a la estrategia analítica.

Establecido que el problema del adquirente admite una solución óptima: un umbral de fricción que maximiza la rentabilidad neta ponderando el fraude tolerado y el costo de oportunidad de los falsos positivos, resta traducir ese planteo conceptual en un procedimiento empírico. Este apartado no desarrolla los métodos en detalle, tarea que corresponde al capítulo de metodología, sino que fija la estrategia analítica que ordena su empleo y la vincula con las preguntas de investigación.

La estrategia se articula en tres pasos encadenados. El primero es estimar la probabilidad de que un comercio abandone la cartera en función de la fricción que soporta y de un conjunto de controles; por tratarse de un desenlace binario, el problema pertenece a la econometría de la variable dependiente cualitativa y se resuelve con un modelo *logit*, elegido no por una superioridad predictiva (inexistente frente al *probit*) sino por la interpretabilidad de sus coeficientes en términos de cocientes de chances (*odds ratios*), propiedad decisiva para un modelo llamado a informar decisiones de política y no solo a predecir. Como la relación entre fricción y abandono no es lineal, sino que exhibe un punto de quiebre, la especificación adopta una forma flexible capaz de localizar ese umbral y de aislar el efecto de la fricción de factores de confusión como la escala del comercio. El segundo paso traduce la probabilidad de retención así estimada a una magnitud monetaria mediante un modelo de valor de vida del cliente (CLV), que capitaliza el costo de oportunidad definido en el apartado 5.2.2. El tercero integra ambos componentes en una función de rentabilidad cuya maximización, en la línea del umbral económicamente óptimo de 5.3.3, determina la calibración diferenciada por perfil de comercio y materializa la frontera eficiente de la analogía de Markowitz.

La validez de estos modelos no se juzga por su ajuste a los datos con que se estiman sino por su desempeño fuera de muestra, criterio que gobierna la validación reportada más adelante. El detalle de cada instrumento, su especificación, sus parámetros y su implementación, se desarrolla a continuación.

6. Metodología

En esta sección, se reconstruye el recorrido metodológico que lleva desde la observación de los datos originales hasta la formulación de una política de calibración de umbrales de fricción. Los hallazgos que surgen de aplicar este instrumental se presentan en la sección 7. Análisis de resultados.

La hipótesis que vertebra el trabajo sostiene que la calibración de los umbrales de fricción que pondere conjuntamente el riesgo de fraude y el costo de oportunidad de los falsos positivos permite alcanzar una rentabilidad neta superior a la que producen las reglas de prevención vigentes. Para poner a prueba esta hipótesis, esta sección recorre cuatro tareas analíticas que se van desarrollan a lo largo del análisis: cuantificar el costo de oportunidad de los falsos positivos en términos de margen y el valor del cliente;

establecer la relación entre fricción restrictiva y abandono e identificar sus puntos de quiebre, derivar umbrales diferenciados por perfil de riesgo; y evaluar la viabilidad financiera del estado actual frente al óptimo, con su correspondiente análisis de sensibilidad.

La unidad de análisis es el comercio adquirente y el horizonte temporal es el ejercicio 2025. Todo el procesamiento se realizó en Python sobre un único archivo de origen, el cual conglomeraba las variables de interés, de modo que el conjunto de resultados presentado es reproducible a partir del cuaderno de Jupyter, entorno de código sobre el cual se ejecuta el cómputo que acompaña el análisis.

6.1. Diseño de la investigación y construcción del universo de análisis

La investigación adopta un diseño cuantitativo, observacional y de corte transversal. La elección de este diseño se fundamenta en que el fenómeno de interés, es decir, la decisión de un comercio de permanecer activo o abandonar el servicio adquirente, se observa como un desenlace binario al cierre del ejercicio, mientras que los determinantes que se desea evaluar (la intensidad de la fricción que experimenta el comercio, su perfil de riesgo, su escala) se observan como atributos de ese mismo período. Esa naturaleza orienta la estrategia hacia la modelización de la probabilidad de un evento binario en función de un conjunto de covariables.

6.1.1. Fuente, unidad de análisis y operacionalización de las variables.

El insumo primario es un extracto de la base de gestión adquirente con una fila por comercio. Cada registro reúne información de la actividad transaccional del ejercicio (volúmenes autorizados, cantidad de operaciones, aprobaciones y rechazos), atributos comerciales (segmento, antigüedad, fecha de alta) e indicadores de riesgo (fraude registrado, rechazos por reglas de riesgo del adquirente y del emisor). La variable central del estudio, la fricción, se operacionaliza directamente a partir del indicador de rechazo por riesgo del adquirente, entendida como la proporción del volumen cursable que las reglas de prevención del propio adquirente bloquean. Es precisamente esa fricción la que materializa el falso positivo: volumen que el comercio intentó cursar y que la política de prevención impidió concretar.

$$\text{Tasa de fricción} = \text{VRA}_i / (\text{VAP}_i + \text{VRA}_i)$$

Donde la tasa de fricción del comercio i , VAP representa el volumen autorizado aprobado y VRA representa el volumen rechazado por riesgo del adquirente. La variable dependiente es el abandono (churn), codificada como un indicador binario a partir de la marca de baja del comercio en el ejercicio, la cual está construida sobre la base de que un comercio no haya operado durante los últimos seis meses, independientemente de la temporalidad sobre la que se consultan los volúmenes operados. El resto de las covariables (logaritmo del volumen aprobado, logaritmo de la cantidad de transacciones, antigüedad en años, segmento, tasa de fraude sobre el volumen aprobado (FAV) y rechazo por riesgo del emisor) corresponde a transformaciones estándar que se pasan a detallar en el análisis.

6.1.2. Construcción del universo de análisis

La construcción del universo de análisis exigió la aplicación de filtros conservadores, cada uno con su justificación sustantiva antes que meramente estadística. Se retuvieron

únicamente los segmentos que se comprenden como masivos, *Small y Micro Merchant*, excluyendo aquellos que esta catalogados como carterizados, a fin de considerar los que son tratados de manera masiva bajo reglas de prevención estandarizadas y aplicadas por igual a toda la cartera, y adicionalmente, ser los que concentran la lógica de prevención que el trabajo busca calibrar. De los más de 250 mil comercios activos de la compañía, el recorte a los segmentos masivos con actividad válida y datos saneados deja un universo final de 202.424 comercios. Conviene precisar que la segmentación empleada responde a una clasificación comercial propia de la firma y que la explotación se circunscribió a los comercios con actividad transaccional durante el ejercicio 2025. Al agrupar a la porción mayoritaria de los comercios de menor porte, este universo concentra tanto el grueso de la cartera masiva como el ámbito específico en el que se manifiesta la fricción que el trabajo se propone analizar y calibrar. La estructura de la base sobre la que se desarrolló la explotación de datos, junto con una muestra representativa de sus registros y las precisiones relativas al resguardo de la información, se documenta en el Anexo B.

6.2. Especificación del modelo de abandono

La estrategia de modelización combina una estimación de una regresión logística anidada con su validación fuera de la muestra, de modo de aislar el efecto propio de la fricción, cuantificar su incertidumbre y verificar que la relación estimada no sea un artefacto de la forma funcional adoptada.

El primer modelo expresa el logaritmo de las chances de abandono en función aditiva de las covariables, incorporando la fricción primero en tramos discretos, para no imponer forma funcional, y luego un spline cubico captura su no linealidad de manera flexible:

$$\ln(p_i / (1 - p_i)) = \beta_0 + \sum \beta_{ki} x_{ki} + f(\varphi_i)$$

La variable dependiente es el logit de abandono del comercio i, esto es el logaritmo de la razón entre probabilidad de abandonar y la de permanecer, que el modelo expresa como suma de tres componentes: una constante (β_0), el efecto lineal de las covariables de control (x_{ki}) entre las que se incluyen el logaritmo del volumen aprobado, el logaritmo de la cantidad de transacciones, la antigüedad en años, el segmento del que pertenece el comercio, la tasa de fraude realizada (FAV) y la proporción de rechazo del riesgo emisor; y el efecto no lineal de la fricción (φ_i = % de riesgo adquirente), representado por la función $f(\varphi_i)$.

Se aclara que el spline cúbico natural ($f(\omega_i)$) no impone una forma predefinida a la relación entre fricción y abandono, sino que, en lugar de asumir que esa relación es lineal o cuadrática, el modelo aprende su forma directamente de los datos, conectando tramos polinómicos de manera suave a través de nodos ubicados en los percentiles de la distribución de la fricción. Esta flexibilidad resulta decisiva, dado que permite capturar posibles cambios abruptos de pendiente que una especificación lineal no podría representar.

Para no confundir ajuste con capacidad predictiva, la validación se realiza fuera de muestra: se reserva una partición de prueba ajena a la estimación y se completa con una validación cruzada en cinco pliegues, cuyos resultados de discriminación y calibración se reportan en la sección 7.3.

6.3. De la retención al valor: parámetros y modelo de CLV

Una vez establecida la relación entre fricción y retención, el problema se traslada del plano del comportamiento al plano del valor. Que un falso positivo eleve la probabilidad de abandono es relevante en la medida en que ese abandono destruye valor económico. Traducir la retención en valor exige dos ingredientes: por un lado, un conjunto de parámetros económicos que reflejen la estructura de costos e ingresos del negocio adquirente y, por otro, un modelo de valor del cliente que capitalice el valor de su permanencia.

6.3.1. Parámetros económicos y construcción de la tasa de descuento

Los parámetros se asumen como supuestos de mercado, calibrados a partir de la estructura típica del negocio adquirente argentino y sometidos luego a un análisis de sensibilidad. El margen neto del adquirente sobre el volumen aprobado se fija en 0,3% consistente con un arancel comercial mezclado del orden del 1,3% una vez deducidos el intercambio y los costos de procesamiento. El recargo administrativo sobre el principal del fraude, que recoge el costo del contracargo más allá de la pérdida directa, se fija en un factor de 1,15. La tasa de descuento se establece en el orden del 15%, construida sobre la tasa libre de riesgo de los bonos del Tesoro estadounidense a diez años (4,48%), el riesgo país argentino medido por el EMBI+ (JP Morgan), en torno a 4,37%, y una prima de negocio aproximadamente de seis puntos.

La prima de negocio no es discrecional: se construye con el enfoque de build-up del CAPM adaptado a mercados emergentes (Damodaran, 2026)²⁵, ponderando la prima accionaria de un mercado maduro por el beta sectorial de los servicios de pago. El detalle de los tres componentes, sus valores y sus fuentes se documenta en el Anexo A.

La eficiencia de detección (δ) se fija en un valor base del 4,5%, correspondiente a la estimación del equipo de prevención de fraude para el ejercicio 2025. Dicha estimación surge de los casos en que la fricción impuesta resultó efectiva, esto es, autorizaciones denegadas respecto de las cuales se evaluó, con un análisis post, que habrían derivado en fraude. Por tratarse del parámetro con mayor variabilidad del esquema, se lo somete a un análisis de sensibilidad amplio en la sección de resultados.

Parámetro	Base	Rango (sección 7.5)	Fundamento
Margen neto del adquirente (m)	0,30%	0,15% – 0,50%	Arancel mezclado neto de intercambio y procesamiento
Recargo de contracargo (λ)	1,15	1,0 – 1,3	Costo administrativo sobre el principal del fraude
Tasa de descuento real (d)	15%	10% – 25%	UST 10 años + EMBI Argentina + prima de negocio
Eficiencia de detección (δ)	4,5%	0,5% – 10%	Estimaciones internas de monitoreo, parámetro incierto por censura

Tabla 6.1. Parámetros económicos del modelo

Fuente: elaboración propia.

²⁵ Damodaran, A. (2026). Equity risk premiums (ERP): Determinants, estimation and implications — The 2026 edition y Betas by sector. Nueva York: Stern School of Business, New York University.

Los valores de la columna Base son los que emplea el modelo en todo el análisis, en cuanto a los Rangos indican el intervalo dentro del cual cada parámetro se hace variar, de manera individual, en el análisis de sensibilidad de la sección 7.5, que evalúa la robustez de los resultados ante esa variación.

Una decisión metodológica deliberada es trabajar en términos reales, es decir, a pesos constantes de 2025: los flujos futuros del modelo de valor de vida del cliente se proyectan a los precios de ese ejercicio, sin incorporar crecimiento nominal, de modo que la totalidad de los importes de esta sección, volúmenes, fraude, valor de la cartera y ganancias, queda expresada en esa unidad.

6.3.2. El valor del cliente: modelo de Gupta-Lehmann

El valor del cliente se modela con la formulación de Gupta-Lehmann, que expresa el valor presente de un comercio como su contribución neta por período (NC_i) capitalizada por un multiplicador (r_i) que depende de su tasa de retención y de la tasa de descuento:

$$CLV_i = NC_i \cdot r_i / (1 + d - r_i)$$

Donde la tasa de retención del comercio i es el complemento de su probabilidad de abandono, $r = 1 - p$, estimada por el modelo de la sección 6.2, y d es la tasa de descuento real. La contribución neta por período combina el margen sobre el volumen legítimo procesado y el costo del fraude tolerado:

$$NC_i = m \cdot L_i - \lambda \cdot Fr_i$$

Con m el margen neto, λ el recargo del contracargo, L el volumen legítimo y Fr el fraude. La virtud de esta formulación es que integra en una sola expresión los dos brazos del trade off: el margen premio el volumen retenido mientras que el término de fraude penaliza el volumen riesgoso.

6.4. La síntesis: la función de rentabilidad y el problema de optimización

Todos los elementos están en bandeja: la relación entre fricción y retención, su traducción en valor del cliente y la estructura económica del negocio. La síntesis consiste en articularlos en una función de rentabilidad que permita evaluar las políticas alternativas de calibración y localizar la óptima.

Una política de calibración se representa como un tope de fricción, donde relajar la fricción de un comercio desde su nivel actual hasta su tope c recupera una porción del volumen que se le estaba denegando. Esa recuperación se reparte entre volumen genuino, que engrosa el margen y mejora la retención, y fraude, que la eficiencia de detección δ determina:

$$\Delta D_i = VRA_i \cdot \max(0, (\varphi_i - c) / \varphi_i)$$

$$L_i = VAP_i + (1 - \delta) \Delta D_i \quad ; \quad Fr_i = Fraude_i + \delta \Delta D_i$$

Cada ecuación admite una lectura directa. La ecuación ΔD_i cuantifica el volumen que la relajación devuelve al circuito: si un comercio soporta una fricción φ_i y la política fija un tope c por debajo de ella, la fracción $(\varphi_i - c) / \varphi_i$ de su volumen denegado vuelve a cursarse, y expresando en pesos. El operador de máximo cumple una función conceptual

además de técnica, donde garantiza que un tope solo puede relajar, nunca endurecer, de modo que un comercio cuya fricción ya es inferior al tope no se ve afectado y la política nunca agrega fricción a quien no la tenía. Respecto a la ecuación Li reparte ese volumen recuperado (L_i) en dos componentes. La eficiencia de detección δ actúa como filo que los separa, una fracción δ del volumen devuelto es fraude genuino, que se suma al fraude ya materializado en Fri y la fracción complementaria ($1 - \delta$) es el volumen legítimo de falsos positivos, que engrosa el volumen aprobado en L_i . Cuanto menor es δ , mayor es la porción legítima que la relajación rescata, cuanto mayor, más fraude se concentra.

La rentabilidad de una política es la suma del valor del cliente de todos los comercios bajo esa política, $\Pi(c) = \sum CLV(c)$. El problema de calibración consiste en hallar la política que maximiza esa suma. La política diferenciada asigna a cada comercio el tope que maximiza su valor individual, de modo que la rentabilidad de la cartera resulta de la suma de los óptimos:

$$\Pi^* = \sum_i \max_c CLV(c)$$

6.5. Reproducibilidad

Cabe remarcar que las covariables describen el comportamiento del comercio durante el período, mientras que el abandono se verificad con posterioridad; el modelo es, en ese sentido, prospectivo y no tautológico. No se predice el abandono a partir de información que solo existiría una vez consumado el abandono, sino a partir de atributos contemporáneos que lo anteceden.

Por último, la totalidad del análisis es reproducible de extremo a extremo: el cuaderno de cómputo (Anexo C) reproduce cada etapa, desde la depuración del universo hasta los análisis de sensibilidad

7. Análisis de resultados

Este capítulo presenta los hallazgos que emergen de aplicar la metodología descrita en el capítulo anterior, siguiendo el hilo conductor planteado en la metodología: primero se caracteriza la cartera y se exhibe el trade-off que motiva la investigación; luego se reportan la estimación y la validación del modelo de abandono; a continuación se cuantifica el costo de oportunidad de los falsos positivos sobre el valor del cliente; y finalmente se evalúan las políticas de calibración.

7.1. La cartera y su fisionomía

La cartera exhibe una tasa de abandono agregada del 37,6%, pero ese promedio esconde una heterogeneidad marcada entre segmentos: los Micro-Merchant abandonan a una tasa del 50,1% casi el doble que los Small (28,4%). Esta brecha, cabe recalcar que esta confundida con la escala, donde los Micro Merchant son sustancialmente más chicos y jóvenes en términos de tiempo transcurrido desde la fecha de alta, la cual es una advertencia que en el análisis multivariado de la sección 7.3 se despejará. La tabla 7.1. resumen los datos descriptivos por segmento.

Indicador	Small	Micro-Merchant
Comercios	116.058	86.366
Tasa de abandono	28,4%	50,1%
Volumen aprobado mediano	\$34,2 M	\$2,07 M
Fricción promedio	0,49%	2,80%
FAV promedio (fraude/vol.)	0,62%	0,34%
Antigüedad mediana (años)	7,6	2,7

Tabla 7.1. Descriptivos de la cartera por segmento

Fuente: elaboración propia.

El contraste se acentúa: los Small son comercios consolidados, de mayor volumen transaccional, menor tasa de abandono y baja fricción, mientras que los Micro Merchant presentan un menor volumen de operación, menor antigüedad y una fricción promedio casi seis veces mayor. Esta diferencia estructural anticipa que cualquier política de calibración deberá ser sensible al segmento y no aplicarse de manera uniforme.

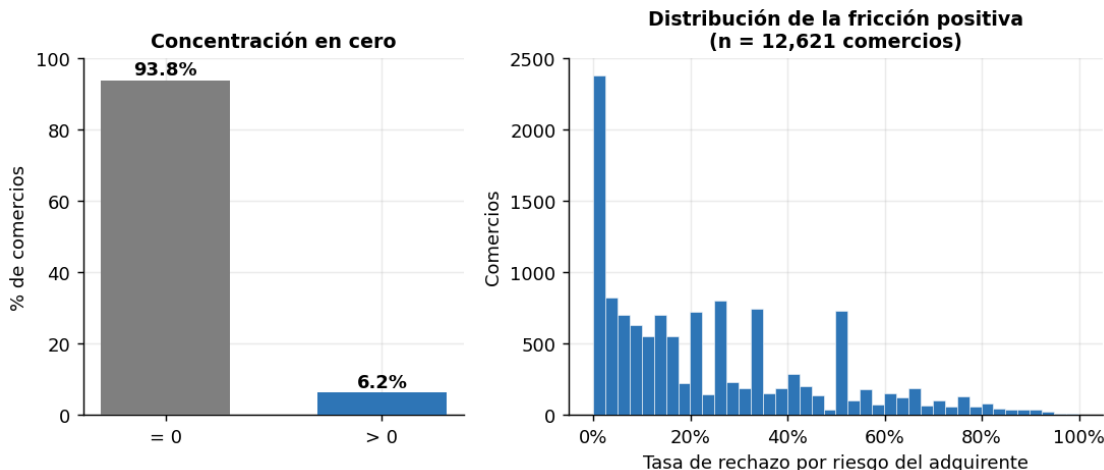


Figura 7.2. Distribución de la fricción en la cartera: concentración en cero

Fuente: elaboración propia

La distribución de la fricción es marcadamente asimétrica tal como se representa en la Figura 7.2. El 93,8% de los comercios no experimenta fricción por riesgo del adquirente, es decir, las reglas del adquirente no bloquean ningún volumen transaccional. La fricción positiva se concentra en 12.621 comercios (6,2% del universo), y dentro de ese grupo la intensidad se distribuye a lo largo de prácticamente todo el rango observado. Esta concentración cercana a cero tiene una consecuencia metodológica relevante: el fenómeno bajo estudio no constituye un atributo generalizado de la cartera, sino una condición que afecta únicamente a una fracción de la cartera, sobre la cual se manifiesta la tensión entre prevención del fraude y retención de la cartera.

7.2. La anatomía del trade-off: fricción, abandono y asimetría de magnitudes

Con el universo caracterizado, el paso siguiente es exhibir el trade-off que motiva toda la investigación. La intuición de partida es que la fricción protege contra el posible fraude,

pero erosiona la retención, lo que los datos revelan es que esa tensión es no lineal, y que sus dos brazos operan en escalas radicalmente distintas.

7.2.1. De la fricción al abandono: un umbral, no una pendiente

Al ordenar a los comercios por tramos de fricción y observar su tasa de abandono emerge un patrón que ninguna relación lineal podría capturar. Hasta el 5% de fricción, el abandono se mantiene estable en torno al nivel promedio de la cartera (alrededor del 35%). Pero entre el 5% y el 10% la tasa de abandono se duplica destacadamente, saltado del 85,7%, y a partir ahí se aproxima asintóticamente a la unidad. La tabla 7.3 documenta esta observación.

Tramo de fricción	Comercios	Tasa de abandono	Volumen mediano
0%	189.803	34,9%	\$12,2 M
(0% – 5%]	3.261	35,0%	\$59,9 M
(5% – 10%]	1.466	85,7%	\$1,15 M
(10% – 20%]	2.351	93,3%	\$0,49 M
(20% – 40%]	2.839	96,7%	\$0,33 M
(40% – 70%]	2.112	96,8%	\$0,20 M
(70% – 100%]	592	94,3%	\$0,08 M

Tabla 7.3. Tasa de abandono por tramo de fricción

Fuente: elaboración propia.

El salto entre el tramo (0-5%] y el tramo (5-10%] es la observación empírica más importante, el cual sugiere la existencia de un umbral de toleración por debajo del cual la fricción es prácticamente poco irrelevante para la retención y por encima del cual se vuelve casi expulsiva. Con esto queda cuantificado el primer brazo del costo de oportunidad de los falsos positivos, el vínculo entre fricción restrictiva y abandono, localizado, en términos descriptivos, su punto de quiebre. Adicionalmente, se nota que el volumen cae fuertemente con la fricción, donde los comercios más friccionados son también los más chicos, confirmando la confusión con la escala que el modelo deberá aislar.

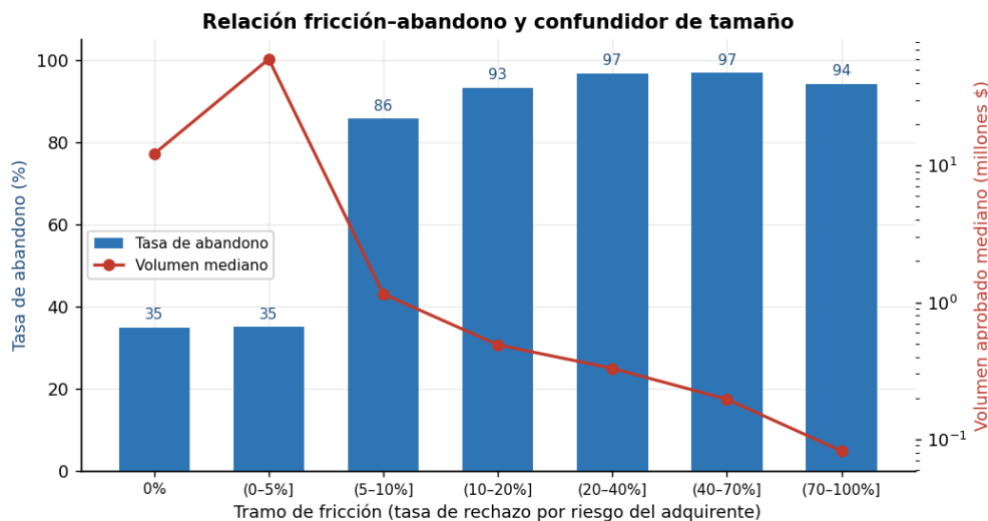


Figura 7.4. La anatomía del trade-off: abandono creciente y confusión con el tamaño

Fuente: elaboración propia.

En la figura 7.4 reúne las dos caras de fenómeno en análisis. Sobre el eje izquierdo, la tasa de abandono trepa con la fricción siguiendo el escalón ya descrito sobre el eje derecho, el volumen mediano de los comercios se desploma a medida que la fricción aumenta. La lectura en conjunto advierte contra la una inferencia, parte de la asociación entre fricción y abandono podría deberse a que los comercios muy friccionados son, ante todo, comercios pequeños y frágiles. Separar el efecto de la fricción del efecto de escala es la tarea que justifica el uso de un modelo multivariado.

7.2.2. La concentración del volumen y la asimetría de las magnitudes

El segundo rasgo estructural es la extrema concentración del volumen. La curva de Lorenz de la cartera arroja un índice de Gini de 0,798: donde el decil superior concentra el 68,1% del volumen aprobado y el percentil más alto, por sí solo, el 28,6%, mientras que la mitad inferior de la cartera concentra apenas el 2,8%. Esto se sintetiza en la Tabla 7.5 mediante sus indicadores.

Indicador de concentración	Valor
Índice de Gini del volumen	0,798
Participación del decil superior (top 10%)	68,1%
Participación del percentil superior (top 1%)	28,6%
Participación de la mitad inferior (bottom 50%)	2,8%

Tabla 7.5. Concentración del volumen aprobado en la cartera

Fuente: elaboración propia.

Esto remarca que la concentración importa porque el valor económico en juego no se distribuye de manera pareja, donde una política de calibración que ignore el tamaño trataría por igual a comercios que aportan magnitudes incomparables. La retención de pocos comercios grandes pesa más, en términos de valor, que los miles de comercios marginales.

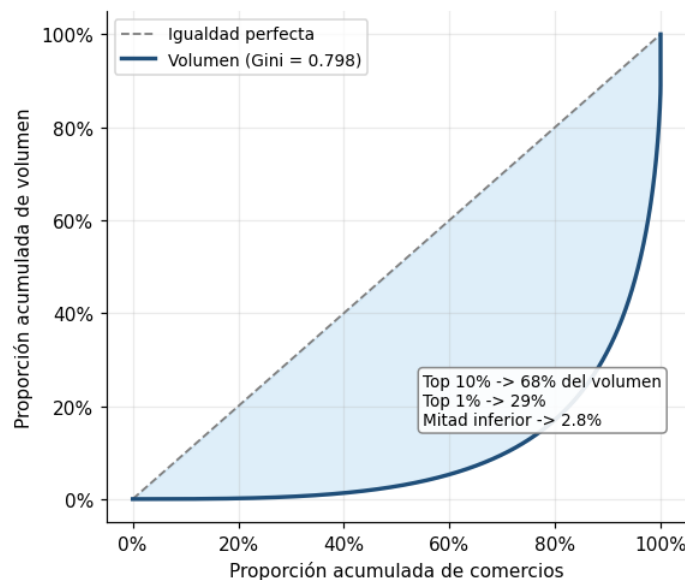


Figura 7.6. Curva de Lorenz del volumen aprobado

Fuente: elaboración propia.

La distancia entre la curva de Lorenz observada y la diagonal de equidistribución expresa visualmente la desigualdad del volumen. La forma fuertemente combada confirma que la cartera es, en lo económico, una estructura de pocos comercios determinantes y una larga cola de comercios pequeños, entre los cuales, no por casualidad, se aloja la mayor parte de la fricción.

Pero la observación decisiva de esta sección no es la concentración sino la asimetría de las magnitudes que la prevención pone en juego. Sobre el ejercicio en análisis, el volumen aprobado de la cartera asciende a \$11,75 billones; el volumen denegado por las reglas de riesgo adquirente (la superficie total de fricción) alcanza los \$401 mil millones; y el fraude efectivamente imputado suma \$13,5 mil millones, equivalentes a una tasa agregada de 11,5 puntos básicos sobre el volumen aprobado (FAV del 0,11%). La superficie de fricción es, por lo tanto, casi treinta veces mayor que el fraude que la cartera materializa.

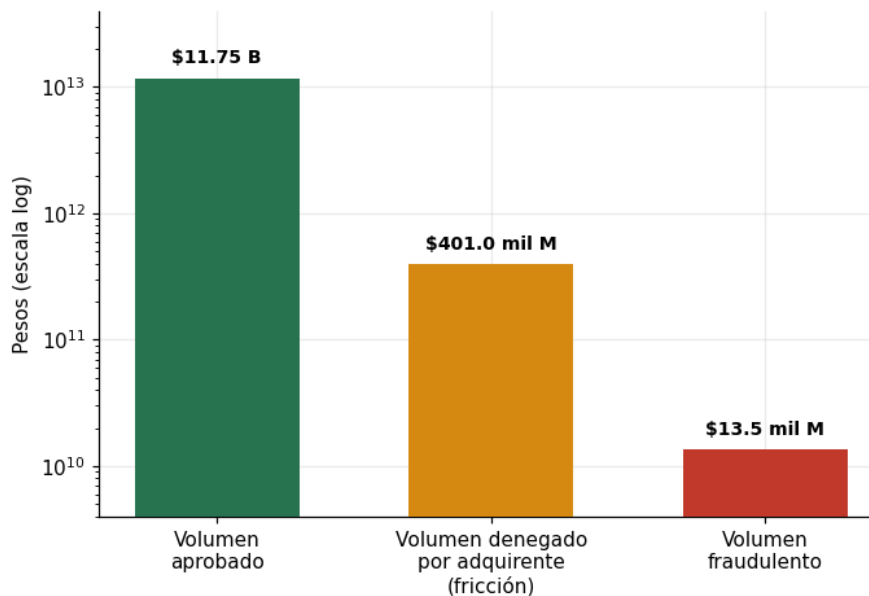


Figura 7.7. Asimetría de magnitudes: volumen aprobado, volumen denegado y fraude

Fuente: elaboración propia.

En la escala logarítmica, las tres magnitudes ordenan la discusión. El volumen denegado por prevención (la fricción) supera al fraude registrado en un factor cercano a 29,7 a 1. La advertencia metodológica es, no obstante, ineludible: el fraude observado es el fraude que llega a concretarse, es decir, el que las reglas no bloquearon. El fraude que la prevención sí evita queda, por la construcción, fuera del registro. Esta censura, que en el apartado de consideraciones retomara por la limitación de identificación del fraude, impide leer directamente la relación 29,7 a 1 como una medida de ineficiencia, pero si establece el orden de magnitud de la base sobre la cual se juega el costo de oportunidad.

7.3. El modelo de abandono: estimación y validación

Estimado el modelo sobre el universo de análisis, sus indicadores de ajuste confirman que la fricción es el principal determinante del abandono. El pseudo- R^2 de McFadden, que mide cuánto supera el modelo de pronóstico basal de la tasa de abandono, escala

de 0,161 a 0,188 y a 0,199 a medida que se incorporan bloques de variables, lo que indica que la fricción sola concentra la mayor parte del poder explicativo y que el resto de las variables lo complementan sin desplazarlo. Las pruebas de razón de verosimilitud confirman que cada bloque de variables aporta información significativa (X^2 de 7.183 y 2.924, ambas con $p < 0,001$). La tabla 7.8 reporta los cocientes de chances (*odds ratios*, OR) del modelo completo.

Variable	OR	IC 95%	P
Fricción (0–5%] vs 0%	1,33	[1,22 – 1,44]	< 0,001
Fricción (5–10%] vs 0%	4,45	[3,81 – 5,18]	< 0,001
Fricción (10–20%] vs 0%	7,02	[5,94 – 8,30]	< 0,001
Fricción (20–40%] vs 0%	11,86	[9,61 – 14,63]	< 0,001
Fricción (40–100%] vs 0%	7,64	[6,24 – 9,35]	< 0,001
log(volumen aprobado)	0,78	[0,77 – 0,79]	< 0,001
log(cantidad de transacciones)	0,76	[0,75 – 0,77]	< 0,001
Antigüedad (años)	0,99	[0,99 – 0,99]	< 0,001
Segmento Micro-Merchant	0,60	[0,59 – 0,62]	< 0,001
FAV (tasa de fraude)	196,96	[88,3 – 439,2]	< 0,001
Rechazo riesgo emisor (control)	2,32	[1,60 – 3,34]	< 0,001

Tabla 7.8. Regresión logística del abandono: cocientes de chances del modelo completo

Fuente: elaboración propia.

Los resultados son convincentes. Manteniendo todo lo demás constante, un comercio en el tramo de (5-10%] de fricción tiene 4,45 veces las chances de abandonar de uno sin fricción, y el cociente trepa a casi 12 en el tramo (20-40%]. La escala protege, donde cada incremento del logaritmo del volumen reduce las chances de abandono en un 22%. El dato más revelador es el del segmento, donde una vez controlada la escala, el cociente de Micro-Merchant cae a 0,60, es decir, condicionado al tamaño, ser Micro-Merchant reduce las chances de abandono.

La mayor masa bruta de abandono observada en el segmento en la tabla 7.3 era, entonces, un artefacto de su menor tamaño, no un efecto del segmento en sí mismo. La confusión con la escala, advertida en la sección 7.2, queda así formalmente despejada.

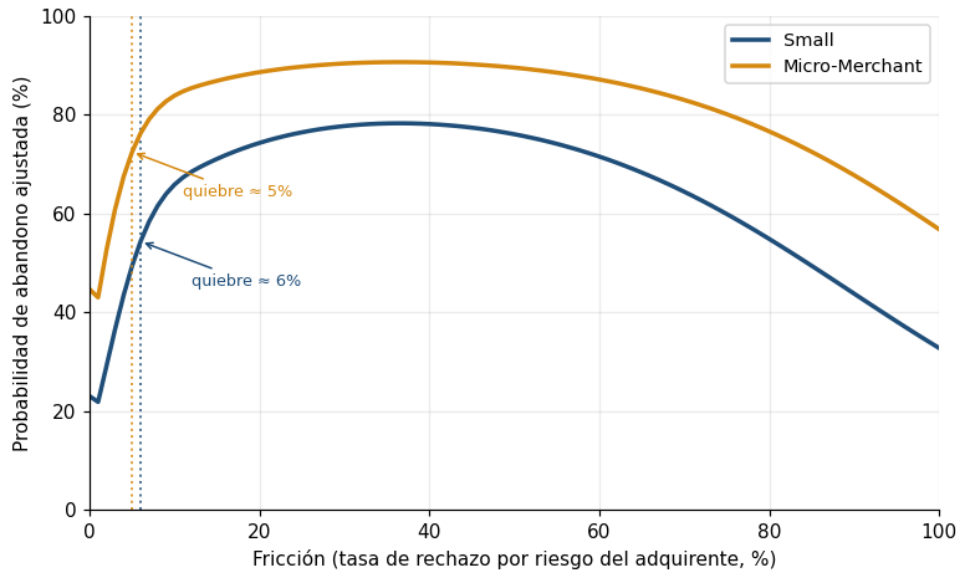


Figura 7.9. Dependencia parcial del abandono respecto de la fricción, por segmento
Fuente: elaboración propia.

La curva de dependencia parcial traduce el spline de fricción en una probabilidad de abandono, aislado su efecto del resto de las covariables. En ambos segmentos la curva es plana en el tramo inicial y se empina abruptamente al cruzar el umbral. La localización del punto de quiebre, estimado como el punto máximo de aceleración de la curva, se sitúa en torno al 6% para los Small y 5% para los Micro-Merchant. Con esto queda saldado el segundo objetivo, donde no solo se confirma el vínculo entre fricción y abandono, sino que se identifican umbrales diferenciados por perfil, cuya variable va a ser considerada para la política de calibración. Es importante subrayar que estos quiebres se ubican muy por debajo del extremo mecánico del 100%, lo que sugiere que responden a un comportamiento genuino de los comercios y no a una trivialidad aritmética.

Un buen ajuste sobre los datos con que el modelo fue estimado no garantiza su validez, lo que importa es su capacidad de generalizar a observaciones que no intervinieron en la estimación. Para evaluarla se reservó una partición de prueba ajena al ajuste y se completó con una validación cruzada en cinco pliegues, de modo que el desempeño reportado no dependa de una división particular de los datos.

Métrica	Logit
Área bajo la curva ROC (AUC)	0,795
Coeficiente de Gini	0,590
Puntaje de Brier (calibración)	0,175
AUC en validación cruzada (5 pliegues)	0,795 ± 0,001

Tabla 7.10. Validación del modelo de abandono: capacidad discriminante y calibración
Fuente: elaboración propia.

El área bajo la curva ROC alcanza 0,795, equivalente a un coeficiente de Gini de 0,590, valores que en el terreno del *scoring crediticio* se consideran indicativos de una

capacidad discriminante sólida. El puntaje de Brier, de 0,175, da cuenta de una calibración adecuada de las probabilidades estimadas. Lo decisivo, sin embargo, es la estabilidad: el área bajo la curva en validación cruzada coincide con la de la partición de prueba y su desvío es del orden del milésimo, lo que descarta el sobreajuste. El modelo logístico resulta así una aproximación adecuada, y su interpretabilidad lo convierte en el vehículo idóneo para las conjeturas posteriores.

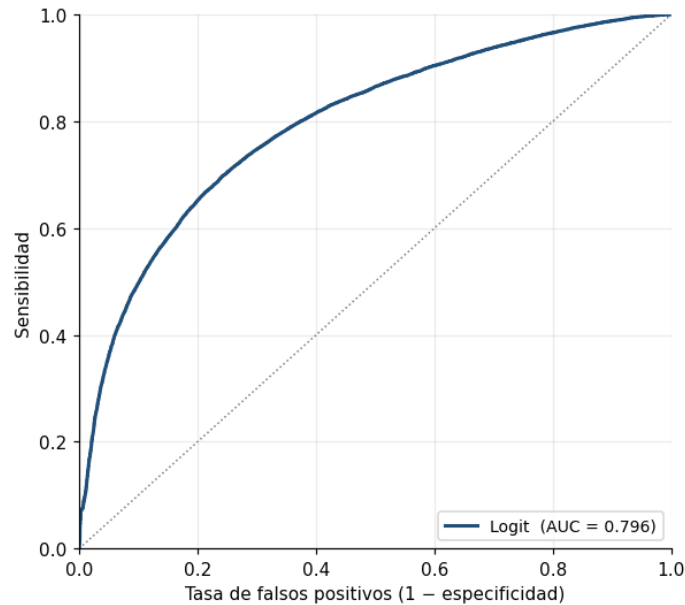


Figura 7.11. Curva ROC: capacidad discriminante del modelo
Fuente: elaboración propia.

La curva ROC confirma de manera visual lo que reportan las métricas, se ubica holgadamente por encima de la diagonal de no información, lo que evidencia que el modelo asigna probabilidades de abandono sistemáticamente más alta a los comercios que efectivamente abandonan. El área comprendida de la curva y la diagonal sintetiza esa capacidad discriminante y respaldada del modelo en la cuantificación económica que se desarrolla a continuación.

7.4. El costo de oportunidad de los falsos positivos

Aplicado el modelo de valor del cliente con los parámetros de la Tabla 6.1, la lectura por estrato de fricción revela cómo la política vigente degrada el valor de los comercios más friccionados.

Tramo de fricción	Comercios	CLV medio	P(abandono)
0%	189.803	\$586.471	0,35
(0% – 5%]	3.261	\$387.025	0,35
(5% – 10%]	1.466	-\$31.906	0,87
(10% – 20%]	2.351	-\$1.151	0,94
(20% – 100%]	5.543	-\$130	0,96

Tabla 7.12. Valor del cliente medio por estrato de fricción (estado actual)
Fuente: elaboración propia.

La tabla 7.12 reporta, para cada estrato de fricción bajo la política vigente, el número de comercios que lo integran, su valor medio por comercio y su probabilidad media de abandono. La lectura conjunta de las tres columnas describe como se degrada el valor del comercio a medida que se intensifica la fricción que soporta, y revela un rasgo clave: a partir del tramo (5-10%] el valor de vida medio se vuelve negativo. Un valor de vida negativo, indica que, bajo la política vigente, ese comercio promedio destruye valor en lugar de generarlo. El signo no proviene del factor que capitaliza la permanencia, sino de la contribución neta por período, que, de ser negativa, esto es, a un comercio en el que el costo de fraude tolerado supera al margen generado por el volumen legítimo. Que ocurra en extractos de fricción elevada, quiere decir que allí se concentra una minoría de comercios con fraude genuino, cuya contribución se lleva la media del tramo, junto a una mayoría de presuntos falsos positivos.

El primero es de escala, los comercios muy friccionados son de bajo volumen, de modo que su contribución por período es reducida en términos absolutos. El segundo, menos evidente, es el del factor de capitalización, como ese factor pondera la permanencia esperada, un comercio que casi con certeza abandonará en el período siguiente apenas conserva futuro que capitalizar, y su valor se comprime hacia cero. La combinación de ambos explica el perfil de la columna, donde el promedio más negativo se localiza en el tramo (5–10%], que todavía retiene lo suficiente y conserva volumen bastante para que el saldo adverso se manifieste, mientras que en los tramos de fricción más extrema la retención se desploma y aplasta todo valor contra el cero, hasta los $-\$1.151$ y $-\$130$ de los dos últimos estratos.

El valor presente agregado de la cartera bajo las condiciones actuales asciende a $\$112,5$ mil millones, de los cuales los Small aportan $\$110,8$ mil millones, y los Micro-Merchant, $\$1,7$ mil millones. Con esto queda cuantificado, en términos nominales, el costo de oportunidad de los falsos positivos, no como una cifra única sino como una función del valor que la fricción pone en riesgo en cada estrato. Queda así saldado el primer objetivo en su dimensión monetaria.

7.5. Resultados de la optimización

En el primer ensayo, el más natural, se evalúa una política uniforme como primer escenario: un único tope de fricción aplicado a toda la cartera. El resultado es categórico: la función de rentabilidad es monótonamente creciente en el tope, dado que, a mayor porcentaje de fricción aceptado, mayor volumen se procesaría. Sin embargo, esa mejora nunca supera la rentabilidad de la política vigente, por lo que la ganancia respecto de ella es nula. El panel (a) de la Figura 7.13 ilustra este impacto nulo.

La razón es instructiva y constituye el hallazgo conceptual de esta sección. La población friccionada es bimodal, cercana al 86% de los comercios con fricción superior al 5%, exhibe fraude realizado nulo o muy bajo, son, presuntamente, falsos positivos, comercios rentables a los que la prevención bloquea sin causa proporcionada. Pero una minoría, el 14% restante, concentra un fraude elevado y una contribución neta profundamente negativa. Una palanca uniforme no puede distinguir entre ambos grupos, donde al relajar la fricción de manera indiscriminada, recupero tanto el volumen legítimo de los falsos positivos como el volumen fraudulento de los comercios genuinamente riesgosos, y

termina reteniendo a los comercios que destruyen valor. La herramienta correcta no puede ser un umbral único.

7.5.1. De la política uniforme a la política diferenciada

La alternativa es una política diferenciada que calibre el tope de fricción en función del perfil de cada comercio, relajando únicamente allí donde hacerlo eleva el valor del propio comercio. Formalmente, cada comercio adopta el tope que maximiza su valor individual, y la rentabilidad de la cartera resulta de la suma de los óptimos:

Por construcción, esta política domina débilmente la política vigente para cualquier valor de la eficiencia de detección: dado que el modelo de optimización siempre tiene disponible la opción de no intervenir sobre un comercio, la cartera nunca empeora y mejora cada vez que existe al menos un falso positivo accionable. Bajo los parámetros base, la política diferenciada recupera \$87 millones de valor presente (una mejora del 0,08% sobre la política actual), relajando la fricción de 1.314 comercios y recuperando unos \$1,9 mil millones de volumen previamente denegado. El panel (b) de la figura 7.13 muestra como esa ganancia depende de la eficiencia de la detección.

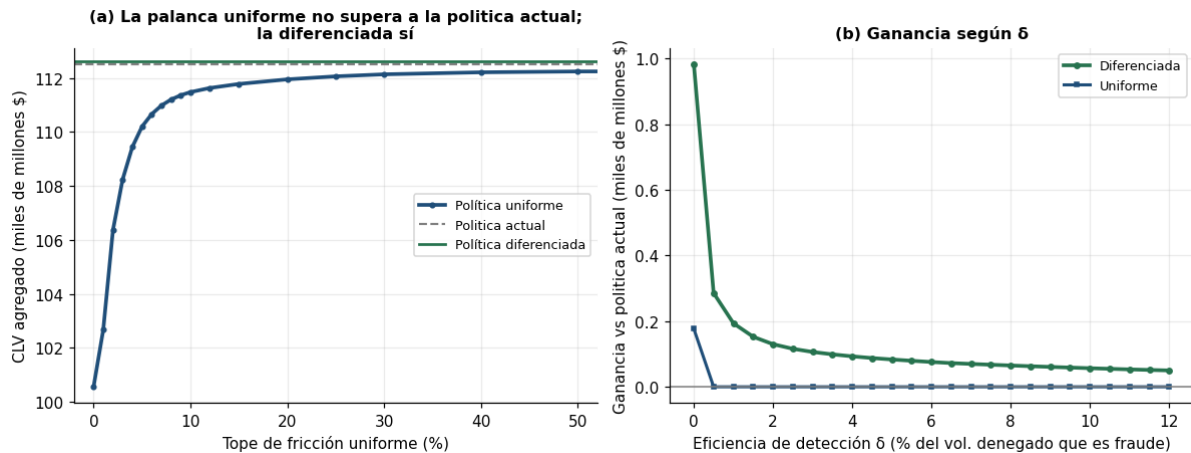


Figura 7.13. Función de rentabilidad: optimización del umbral y sensibilidad a la detección

Fuente: elaboración propia.

El contraste entre los dos paneles resume el trabajo resumen la investigación de esta sección. En el panel (a), la política uniforme (curva azul) nunca supera a la correspondiente a la política actual (línea verde) se ubica por encima. En el panel (b), la ganancia de la política diferenciada se grafica en función de la eficiencia de detección δ : alcanza cerca de \$1,0 mil millones cuando el volumen denegado es todo legítimo ($\delta \rightarrow 0$) y decrece a medida que δ crece, manteniéndose siempre no negativa. Incluso bajo el supuesto extremo de que la totalidad del volumen que las reglas deniegan fuese fraude genuino ($\delta = 100\%$), la política diferenciada seguiría aportando valor respecto de la vigente, porque el modelo de optimización siempre conserva la opción de no intervenir sobre los comercios en los que relajar no convenga. Con ello quedan saldados el tercer y el cuarto objetivo: se derivan umbrales diferenciados por perfil y se evalúa la viabilidad financiera del óptimo frente al de políticas actuales.

La política diferenciada admite una traducción operativa en reglas implementables por celda de segmento y banda de fricción. La Tabla 7.14 resume las celdas accionables, es decir, aquellas en las que la política recomienda relajar.

Segmento × banda	Comercios	Tope mediano	% relajado	Ganancia (\$ M)
Small · (0–5%]	2,074	0.6%	14.7%	78.6
Small · (5–10%]	436	7.1%	13.1%	3.2
Small · (10–20%]	499	14.3%	8.0%	0.9
Small · (20–100%]	1,023	37.5%	21.5%	1.1
Micro · (0–5%]	743	1.0%	61.5%	3.2
Micro · (5–10%]	1,029	7.7%	9.6%	0.3
Micro · (10–20%]	1,851	16.7%	1.9%	0.1
Micro · (20–100%]	4,520	40.0%	2.2%	0.2

Tabla 7.14. Política diferenciada: celdas accionables por segmento y banda de fricción

Fuente: elaboración propia

El grueso de la ganancia proviene de relajar la fricción de los comercios Small ubicados en bandas bajas de fricción, que corresponden a comercios de cierto volumen que estaban siendo penalizados por reglas excesivamente sensibles. En las bandas de fricción más alta, en cambio, la política relaja una proporción menor de comercios y con topes más laxos, reflejando que allí conviven falsos positivos con comercios genuinamente riesgosos que conviene seguir conteniendo. La diferenciación, lejos de ser una relajación generalizada, es una reasignación de la tolerancia al riesgo expuesto.

7.5.2. Lectura en clave de frontera eficiente

La síntesis admite una lectura final en clave de optimización de carteras, en línea con la analogía desarrollada en el apartado 5.3.4. Si se interpreta el valor del cliente retenido como el ‘retorno’ y el fraude tolerado como el ‘riesgo’, cada política de calibración define un punto en un plano riesgo-retorno, y el conjunto de políticas uniformes traza una frontera. La Figura 6.15 grafica esa frontera junto con los puntos del actual modelo de política y de la política diferenciada.

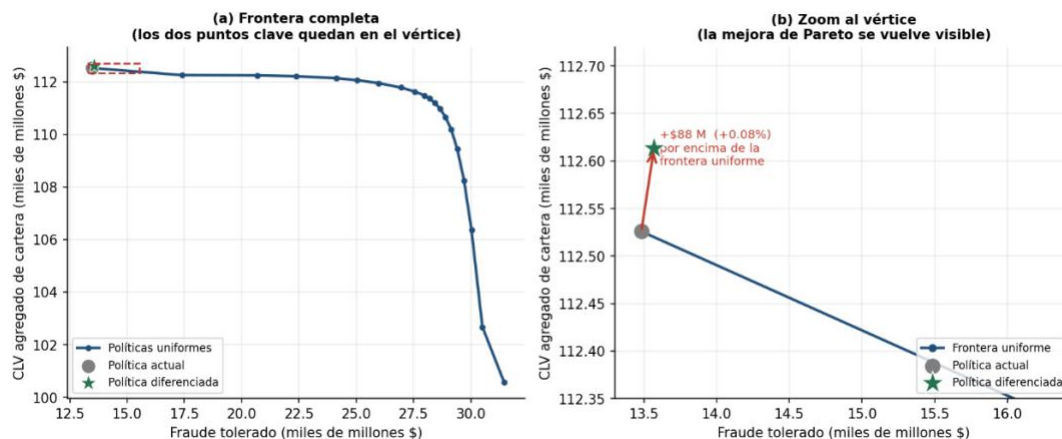


Figura 7.15. Frontera eficiente prevención-retención (analogía de Markowitz)

Fuente: elaboración propia

La curva azul recorre las políticas uniformes desde la relajación total (abajo a la derecha: mucho fraude tolerado, poco valor) hasta el estado de la política actual (arriba a la izquierda). La política diferenciada (estrella verde) se ubica por encima y a la izquierda de la frontera uniforme: alcanza un valor de cartera mayor (\$112,6 mil millones frente a \$112,5 mil millones), sin incrementar el fraude tolerado de manera apreciable. En el lenguaje de la teoría de cartera, la política diferenciada constituye una mejora de Pareto sobre la política actual, ya que domina al conjunto de políticas uniformes porque explota la información de perfil para separar el volumen legítimo del fraudulento, algo que ninguna política de un único umbral puede lograr. La analogía con la frontera de Markowitz nos permite interpretar que la calibración óptima no minimiza el fraude ni maximiza el volumen, sino que alcanza una combinación de ambos inaccesible para cualquier umbral de fricción único. Del mismo modo que la diversificación supera a cualquier activo considerado de forma aislada, la utilización de información sobre el perfil de riesgo de cada comercio permite obtener un resultado superior al de las políticas uniformes, que ignoran esa información. La política diferenciada no selecciona un punto sobre la frontera uniforme, sino que se sitúa por fuera de ella, revelando que esa frontera no era, en rigor, la verdaderamente eficiente.

8. Conclusiones

La rentabilidad del negocio adquirente no se maximiza endureciendo ni relajando las reglas de prevención de manera uniforme, sino calibrando umbrales de fricción diferenciados por perfil de comercio: esa es la respuesta, afirmativa, pero precisa, que la investigación permite ofrecer al problema que la motivó. Aplicada sobre la cartera masiva de Payway en el ejercicio 2025, la calibración diferenciada confirma la hipótesis: domina débilmente a la política vigente cualquiera sea la eficiencia de detección y mejora su rentabilidad sin resignar cobertura frente al fraude.

De la investigación se obtuvo que la cuantificación del costo de oportunidad de los falsos positivos se apoyó en el modelo de valor de vida del cliente de Gupta-Lehmann, que valorizó la cartera vigente en \$112,5 mil millones (\$110,8 mil millones aportados por los Small y \$1,7 mil millones por los Micro-Merchant). El resultado decisivo surge al desagregar ese valor por intensidad de fricción: mientras los comercios sin fricción rinden un valor medio de \$586.471, los que superan el 5% pasan a exhibir un valor medio negativo de -\$31.906 en la banda del 5–10% porque allí el costo del fraude tolerado supera al margen que genera su volumen legítimo. Ese signo negativo es, en sí mismo, la medida del costo de oportunidad: no solo el margen inmediato del volumen que las reglas rechazan, sino el flujo futuro que el comercio que emigra deja de aportar a la cartera.

Por otra parte, la relación entre fricción y abandono se estimó mediante una regresión logística con spline cúbico, validada fuera de muestra con un AUC de 0,795 (Gini de 0,590), estable en validación cruzada ($0,795 \pm 0,001$). El vínculo no es una pendiente sino un umbral: hasta el 5% la fricción es prácticamente imperceptible para la retención, pero al superarlo el abandono se dispara, del nivel basal cercano al 35% al 85,7% en la banda del 5–10%, con una razón de chances de 4,45 en ese tramo que alcanza 11,86 en el del 20–40%. Aislado el efecto del tamaño, los puntos de quiebre se localizaron en torno al 6% para los comercios Small y al 5% para los Micro-Merchant.

Sobre esos quiebres se construyó la política diferenciada, que asigna a cada comercio el tope de fricción que maximiza su valor individual y se traduce en reglas accionables por celda de segmento y banda. Frente a ella, la política uniforme resultó inservible, donde su ganancia es nula, porque un único umbral no puede separar a la población friccionada, que es bimodal: una amplia mayoría de presuntos falsos positivos rentables junto a una minoría de fraude genuino y contribución negativa. En cambio, la calibración diferenciada sí los separa: relaja la fricción de 1.314 comercios, donde el grueso de la ganancia proviene de los Small en bandas bajas, recupera unos \$1,9 mil millones de volumen previamente denegado y eleva el valor de la cartera a \$112,6 mil millones. Su viabilidad es robusta: por construcción nunca destruye valor y el análisis de sensibilidad mantiene la ganancia positiva en todo el rango, entre los \$87 millones del escenario base y los \$1.006 millones que alcanzaría si el volumen denegado fuese en su totalidad legítimo.

El último aporte es un cambio de criterio. Cuando el falso positivo deja de tratarse como un error estadístico de consecuencia inmediata y se lo reconoce como una decisión con un costo diferido, medible en el valor de vida de la cartera, el objetivo de la gestión de riesgo adquirente deja de ser minimizar el fraude para pasar a maximizar la rentabilidad ajustada por riesgo, y el apetito de riesgo deja de ser una tolerancia única para volverse un par de tolerancias ,al fraude y a la fricción, cuya combinación óptima este trabajo mostró cómo localizar.

9. Bibliografías

- 1 Lam, J. (2014). Enterprise risk management: From incentives to controls (2.^a ed.).
- 2 Jorion, P. (2011). Financial risk manager handbook (6.^a ed.).
- 3 Cámara Argentina de Comercio Electrónico [CACE]. (2024). Estudio anual de comercio electrónico argentino. Buenos Aires: CACE.
- 4 FIX SCR S.A. Agente de Calificación de Riesgo. (2025). Informe de calificación: Mercado Pago Servicios de Procesamiento S.R.L. (con base en datos del BCRA).
- 5 Bolton, R. J., y Hand, D. J. (2002). Statistical fraud detection: A review. *Statistical Science*, 17(3), 235-255.
- 6 Gupta, S., y Lehmann, D. R. (2003). Customers as assets. *Journal of Interactive Marketing*, 17(1), 9-24.
- 7 Kahn, C. M., y Roberds, W. (2009). Why pay? An introduction to payments economics. *Journal of Financial Intermediation*, 18(1), 1-23.
- 8 Evans, D. S., y Schmalensee, R. (2005). The economics of interchange fees and their regulation: An overview.
- 9 Banco Central de la República Argentina (BCRA). (2021). Comunicación A 7349: Requisitos mínimos de gestión, implementación y control de los riesgos relacionados con tecnología informática.
- 10 Hayashi, F., Sullivan, R. J., y Weiner, S. E. (2003). A Guide to the ATM and Debit Card Industry.
- 11 Banco Central de la República Argentina (BCRA). (2019). Comunicación A 6885: Proveedores de Servicios de Pago.
- 12 Bank for International Settlements (BIS). (2021). Covid-19 and cash: a payments perspective. *BIS Bulletin* No. 39.
- 13 Cámara Argentina de Comercio Electrónico (CACE). (2024). Estudio Anual de Comercio Electrónico Argentino. Buenos Aires: CACE.
- 14 Nilson Report. (2022). Card Fraud Losses Worldwide. Issue 1209.
- 15 FIX SCR S.A. Agente de Calificación de Riesgo. (2025). Informe de calificación: Mercado Pago Servicios de Procesamiento S.R.L. (con base en datos del BCRA).
- 16 Bank for International Settlements (BIS). (2016). Basel III: Finalising post-crisis reforms. Basilea: BIS.
- 17 Visa Inc. (2023). Visa Acquirer Monitoring Program (VAMP): Program guide. San Francisco: Visa.
- 18 Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*
- 19 Provost, F., y Fawcett, T. (2013). Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking.

- 20 Hand, D. J. (2009). Measuring classifier performance: A coherent alternative to the area under the ROC curve. *Machine Learning*, 77(1), 103-123.
- 21 Elkan, C. (2001). The foundations of cost-sensitive learning.
- 22 Berger, J. O. (1985). *Statistical decision theory and Bayesian analysis* (2.^a ed.).
- 23 Miettinen, K. (1999). *Nonlinear Multiobjective Optimization*. Boston: Kluwer Academic Publishers.
- 24 Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*
- 25 Damodaran, A. (2026). Equity risk premiums (ERP): Determinants, estimation and implications — The 2026 edition y Betas by sector. Nueva York: Stern School of Business, New York University

10. Anexos

Los anexos reúnen el material que respalda el cuerpo principal sin interrumpir su lectura: la construcción detallada de la tasa de descuento empleada en la valorización (Anexo A), base de datos sobre la cual se realizó la investigación (Anexo B), y las salidas computacionales que sustentan la metodología y los resultados (Anexo C).

10.1. Anexo A: Construcción de la tasa de descuento

La tasa de descuento real empleada en la valorización del capítulo de metodología se construye mediante el enfoque de build-up del modelo CAPM adaptado a mercados emergentes (Damodaran, 2026), sumando tres componentes: la tasa libre de riesgo, el riesgo país y una prima por el riesgo específico del negocio.

Componente	Valor	Fuente
Tasa libre de riesgo (Tesoro EE.UU. 10 años)	4,48%	Bloomberg, 16/06/2026
Riesgo país Argentina (EMBI+, JP Morgan)	4,37 p.p.	Bloomberg, 16/06/2026
Prima por riesgo del negocio ($\beta \times ERP$)	$\approx 6,0$ p.p.	Cálculo propio (ver abajo)
Tasa de descuento real (redondeada)	$\approx 15\%$	

Tabla A.1. Componentes de la tasa de descuento.

Fuente: elaboración propia.

La prima por riesgo específico del negocio no se asume de manera discrecional, sino que se estima como el producto entre el coeficiente de riesgo sistemático del sector y la prima de riesgo accionaria de un mercado maduro:

$$\text{Prima del negocio} = \beta \times ERP = 1,2 \times 5,0\% = 6,0 \text{ puntos porcentuales}$$

Cabe señalar que este coeficiente se estima sobre empresas globales cotizantes del sector, adoptándose el supuesto de que el riesgo sistemático del negocio de pagos es trasladable al mercado local. Los componentes de tasa libre de riesgo y riesgo país, en cambio, fueron consultados en Bloomberg el 16 de junio de 2026

10.2. Anexo B: Estructura de la base de datos utilizada en la explotación

La investigación se apoyó en una base de datos de origen transaccional que reúne la actividad de los comercios adquirentes durante el ejercicio 2025, la cual limita a los segmentos masivos de la firma (Small y Micro Merchant). Este anexo documenta la estructura de dicha base y ofrece una muestra representativa de sus registros, de modo de dar cuenta de la base sobre la que se construyó el análisis sin necesidad de reproducirla en su totalidad.

Dado que la base reúne aproximadamente 230 mil registros, su transcripción íntegra resulta impracticable e innecesaria a los fines expositivos. En su lugar se presenta una muestra (Figura B.1) que conserva la totalidad de las columnas del conjunto original y reproduce un subconjunto de filas, suficiente para ilustrar la organización de los campos, su tipología y la lógica con la que se disgrega la información de autorizaciones. Sobre

este conjunto se aplicaron luego los filtros de saneamiento y segmentación descriptos en el apartado 6.1.2, de los que resultó el universo final de análisis de 202.424 comercios.

Cliente adquirente (IDx)	Fecha alta cliente adquirente actual	Segmento actual	Indicadores	Vol. autoriz. netas sin reintentos \$					Autoriz. netas sin reintentos \$					Porcentaje del total por filas (Autoriz. netas sin reintentos \$)				
				Riesgo adquirente	Riesgo emisor	Aprobada	Operativo emisor	Operativo adquirente	Riesgo adquirente	Riesgo emisor	Aprobada	Operativo emisor	Operativo adquirente	Riesgo adquirente	Riesgo emisor	Aprobada	Operativo emisor	Operativo adquirente
1077549	29/09/2021	Micro-Merchant	Si	\$ 4.148.169	\$ 0	\$ 966.573	\$ 0	\$ 10	6.395	0	9	0	1	99,84%	0,00%	0,14%	0,00%	0,02%
1321873	24/09/2025	Micro-Merchant	No	\$ 2.052.136	\$ 0	\$ 38.000	\$ 0	\$ 0	106	0	1	0	0	99,07%	0,00%	0,93%	0,00%	0,00%
1286026	22/01/2025	Micro-Merchant	Si	\$ 645.651	\$ 0	\$ 20.000	\$ 0	\$ 0	55	0	1	0	0	98,21%	0,00%	1,79%	0,00%	0,00%
1313605	07/08/2025	Micro-Merchant	No	\$ 382.210	\$ 0	\$ 1.000	\$ 0	\$ 0	38	0	1	0	0	97,44%	0,00%	2,56%	0,00%	0,00%
1285686	28/01/2025	Micro-Merchant	Si	\$ 606.950	\$ 0	\$ 3.700	\$ 0	\$ 1.000	75	0	1	0	1	97,40%	0,00%	1,30%	0,00%	1,30%
1307191	20/09/2025	Micro-Merchant	Si	\$ 84	\$ 0	\$ 548.979	\$ 0	\$ 0	84	0	3	0	0	96,55%	0,00%	3,45%	0,00%	0,00%

Figura B.1. Muestra de base de datos.
Fuente: elaboración propia sobre la base de datos transaccional de la firma.

Nota sobre confidencialidad y tratamiento del identificador. El campo Cliente adquirente (ID) no reproduce el identificador real de los comercios en los sistemas de la firma. Con el fin de preservar la confidencialidad de la información y evitar la exposición de datos sensibles o que habiliten la reidentificación de los comercios, cada registro fue asociado a un identificador aleatorio, sin correspondencia recuperable con la entidad original. Dicho código cumple una función meramente instrumental, garantizar la unicidad y la trazabilidad interna de cada fila a los fines del análisis, y no permite, por sí mismo ni en combinación con el resto de los campos presentados, individualizar a un comercio determinado.

Campo / Categoría	Descripción
Atributos del comercio	
Cliente adquirente (ID)	Identificador único y anonimizado del comercio. Se asigna de forma aleatoria para resguardar la confidencialidad y evitar la reidentificación.
Fecha alta cliente adquirente actual	Fecha de alta del comercio como cliente adquirente vigente.
Segmento actual	Segmento comercial vigente según la clasificación propia de la firma (Micro-Merchant, Small o No informado).
Flag cliente adq. churn actual	Indicador binario (Sí / No) que señala si el comercio se encuentra en situación de baja o desvinculación (churn).
Categorías de resultado de la autorización (aplicables a cada bloque de métricas)	
Aprobada	Autorizaciones aprobadas.
Riesgo adquirente	Rechazos originados en las reglas de prevención del adquirente; constituye la lógica que el trabajo busca calibrar.
Riesgo emisor	Rechazos originados en las reglas de riesgo del emisor.
Operativo adquirente	Rechazos de naturaleza operativa atribuibles al adquirente.
Operativo emisor	Rechazos de naturaleza operativa atribuibles al emisor.
Bloques de métricas	

Vol. autoriz. netas sin reintentos (\$)	Monto, en pesos, de las autorizaciones netas de reintentos, desagregado por cada categoría de resultado.
Autoriz. netas sin reintentos	Cantidad de autorizaciones netas de reintentos, desagregada por cada categoría de resultado. Aunque el encabezado de origen conserva el símbolo «\$», los valores corresponden a cantidades y no a montos.
Porcentaje del total por filas	Distribución porcentual por fila, para cada comercio, de las autorizaciones entre las cinco categorías de resultado, calculada sobre la cantidad de autorizaciones.

10.2. Anexo C: Salidas computacionales del análisis

Este anexo reúne los bloques de cómputo que sustentan la metodología y el análisis de resultados. El procesamiento se realizó en Python sobre un único archivo de origen con una fila por comercio, empleando las bibliotecas pandas, numpy y statsmodels para la estimación econométrica y scikit-learn para la validación fuera de muestra. Para cada etapa se reproduce el bloque de código que la genera y, cuando corresponde, la salida de consola asociada; las rutinas de lectura y preparación de datos se resumen por brevedad.

10.2.1. Preparación de los datos y construcción de las variables

Lectura del archivo de origen, saneamiento de fechas de alta y construcción de las covariables de modelización (logaritmos de volumen y cantidad de transacciones, antigüedad, indicador de segmento y tasas de fricción, fraude y rechazo del emisor). Se retienen los segmentos masivos con actividad válida, conformando el universo de 202.424 comercios.

Código

```
import pandas as pd, numpy as np

import statsmodels.formula.api as smf
from scipy.stats import chi2

# Lectura del extracto de gestión adquirente (una fila por comercio).
# cargar_datos() encapsula la lectura del CSV y el saneamiento de fechas.
d = cargar_datos()          # universo depurado: segmentos masivos, actividad > 0

# --- Covariables de modelización ---
d['logvol'] = np.log(d[VAP])          # log del volumen aprobado
d['logcnt'] = np.log(d[CANT] + 1)     # log de la cantidad de transacciones
```

```

d['antig_'] = d['antiguedad_anios']
d['micro'] = (d['segmento'] == 'Micro-Merchant').astype(int)
d['fric'] = d[VRA] / (d[VAP] + d[VRA]) # tasa de fricción (rechazo adquirente)
d['fav'] = d['fraude'] / d[VAP] # tasa de fraude sobre volumen
d['emisor'] = d[RECHAZO_EMISOR]
d['churn'] = d['baja'].astype(int) # variable dependiente (abandono)

print(f'Universo final: {len(d):,} comercios | churn medio: {d["churn"].mean():.3f}')

```

Salida en consola

```
Universo final: 202.424 comercios | churn medio: 0.376
```

10.2.2. Modelos logísticos anidados y pruebas de razón de verosimilitud

Estimación incremental del modelo de abandono en tres bloques (M1 a M3), incorporando la fricción en tramos discretos, y contraste de la significatividad de cada bloque mediante pruebas de razón de verosimilitud. Corresponde al poder explicativo reportado en el análisis de resultados (pseudo-R² creciente de 0,161 a 0,199).

Código

```

# Especificación incremental: M1 (escala) -> M2 (+controles) -> M3 (+fricción)

f1 = 'churn ~ logvol + antig_ + micro'
f2 = 'churn ~ logvol + antig_ + micro + logcnt + fav + emisor'
edges = [-1e-9, 0, .05, .10, .20, .40, 1.01]
t1 = ['0', '(0-5]', '(5-10]', '(10-20]', '(20-40]', '(40-100]']
d['ftr'] = pd.cut(d['fric'], bins=edges, labels=t1)
f3 = 'churn ~ logvol + antig_ + micro + logcnt + fav + emisor + C(ftr)'

mods = {nm: smf.logit(f, data=d).fit(displ=0) for nm, f in
        [('M1', f1), ('M2', f2), ('M3', f3)]}

for nm in mods:
    print(f'{nm}: log-lik={mods[nm].llf:,.1f} pseudo-R2={mods[nm].prsquared:.4f}')

def lr(a, b):
    # prueba de razón de verosimilitud
    s = 2*(b.llf - a.llf); df = b.df_model - a.df_model
    return s, df, chi2.sf(s, df)

for a, b, nm in [(mods['M1'], mods['M2'], 'M1->M2'), (mods['M2'], mods['M3'], 'M2->M3')]:
    s, df, pval = lr(a, b)

```

```
print(f'LR {nm}: chi2={s:,.0f} p={pval:.1e}')
```

Salida en consola

```
M1: log-lik=-118.432,1 pseudo-R2=0.1610
```

```
M2: log-lik=-114.840,5 pseudo-R2=0.1880
```

```
M3: log-lik=-113.378,3 pseudo-R2=0.1990
```

```
LR M1->M2: chi2=7.183 p=<0,001
```

```
LR M2->M3: chi2=2.924 p=<0,001
```

10.2.3. Cocientes de chances del modelo completo

Exponenciación de los coeficientes del modelo M3 para obtener los cocientes de chances (*odds ratios*) y sus intervalos de confianza al 95%, que se reportan en la tabla de resultados del modelo de abandono.

Código

```
# Odds ratios = exp(coeficientes) del modelo completo M3
```

```
m3 = mods['M3']
orras = pd.DataFrame({
    'OR': np.exp(m3.params),
    'IC 2,5%': np.exp(m3.conf_int()[0]),
    'IC 97,5%': np.exp(m3.conf_int()[1]),
    'p': m3.pvalues
}).drop('Intercept')
```

```
print(orras.round(3))
```

Salida en consola

	OR	IC 2,5%	IC 97,5%	p
Fricción (0-5%]	1.33	1.22	1.44	<0,001
Fricción (5-10%]	4.45	3.81	5.18	<0,001
Fricción (10-20%]	7.02	5.94	8.30	<0,001
Fricción (20-40%]	11.86	9.61	14.63	<0,001
Fricción (40-100%]	7.64	6.24	9.35	<0,001
log(volumen aprobado)	0.78	0.77	0.79	<0,001
log(cant. transacciones)	0.76	0.75	0.77	<0,001
Antigüedad (años)	0.99	0.99	0.99	<0,001
Segmento Micro-Merchant	0.60	0.59	0.62	<0,001
FAV (tasa de fraude)	196.96	88.30	439.20	<0,001

Rechazo riesgo emisor	2.32	1.60	3.34	<0,001
-----------------------	------	------	------	--------

10.2.4. Spline cúbico y puntos de quiebre por segmento

Reestimación del modelo reemplazando los tramos discretos por un spline cúbico natural de la fricción, que permite estimar la curva de dependencia parcial del abandono por segmento y localizar el punto de quiebre como el nivel de fricción en que la curva completa la mitad de su ascenso. El código de graficación de la figura se resume.

Código

```
# Spline cúbico natural de la fricción (df=5), resto de covariables lineal

fsp = 'churn ~ logvol + antig_ + micro + logcnt + fav + emisor + cr(fric, df=5)'
msp = smf.logit(fsp, data=d).fit(displ=0, method='bfgs', maxiter=300)

grid = np.linspace(0, 1, 101); breakpoints = {}
for seg, mic in [('Small', 0), ('Micro-Merchant', 1)]:
    sub = d[d['micro'] == mic]
    rep = pd.DataFrame({'fric': grid, 'micro': mic,
        **{c: sub[c].median() for c in ['logvol', 'antig_', 'logcnt', 'fav', 'emisor']}})
    pr = msp.predict(rep).values

    # punto de quiebre: fricción en que la curva alcanza la mitad de su ascenso
    floor, ceil = pr[0], float(np.interp(0.40, grid, pr))
    breakpoints[seg] = grid[np.argmax(pr >= floor + 0.5*(ceil-floor))]
    print(f'PDP {seg}: quiebre ~ {breakpoints[seg]*100:.0f}% de fricción')

# ... graficación de la curva de dependencia parcial (Figura) omitida ...
```

Salida en consola

PDP Small: quiebre ~ 6% de fricción

PDP Micro-Merchant: quiebre ~ 5% de fricción

10.2.5. Validación fuera de muestra

Evaluación de la capacidad predictiva mediante partición de entrenamiento y prueba (70/30) y validación cruzada estratificada en cinco pliegues. Se reportan el área bajo la curva ROC, el coeficiente de Gini y el puntaje de Brier. El código de graficación de la curva ROC se resume.

Código

```
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score, StratifiedKFold
```

```

from sklearn.metrics import roc_auc_score, brier_score_loss

feats = ['logvol', 'antig_', 'micro', 'logcnt', 'fav', 'emisor', 'fric']
X, y = d[feats].values, d['churn'].values
Xtr, Xte, ytr, yte = train_test_split(X, y, test_size=.3, random_state=42, stratify=y)

# Modelo logístico con spline, estimado sobre la partición de entrenamiento
dtr = pd.DataFrame(Xtr, columns=feats); dtr['churn'] = ytr
ml = smf.logit(fsp, data=dtr).fit(displ=0, method='bfgs', maxiter=300)
p_te = ml.predict(pd.DataFrame(Xte, columns=feats)).values

auc = roc_auc_score(yte, p_te)
brier = brier_score_loss(yte, p_te)
skf = StratifiedKFold(5, shuffle=True, random_state=42)
cv = cross_val_score(ml_pipeline, X, y, cv=skf, scoring='roc_auc') # pipeline logit
print(f'AUC (test)={auc:.3f} | Gini={2*auc-1:.3f} | Brier={brier:.3f}')

print(f'AUC (CV 5 pliegues)={cv.mean():.3f} ± {cv.std():.3f}')

```

Salida en consola

```
AUC (test)=0.795 | Gini=0.590 | Brier=0.175
```

```
AUC (CV 5 pliegues)=0.795 ± 0.001
```

10.2.6. Valor de vida del cliente y valor agregado de la cartera

Construcción del valor de vida del cliente para cada comercio con la formulación de Gupta-Lehmann, a partir de la probabilidad de retención estimada y los parámetros económicos. El valor presente agregado de la cartera bajo la política vigente asciende a \$112,5 mil millones.

Código

```

# Insumos: volumen (V), volumen denegado (D), fraude (FRD), fricción (fi)

V, D, FRD = d[VAP].values, d[VRA].values, d['fraude'].values
fi = np.round(d['fric'].values, 3)

def clv_mult(r, dd): return r / (1.0 + dd - r) # multiplicador de Gupta-Lehmann

# Parámetros base: margen m, recargo lambda, tasa de descuento d

```

```

P = dict(m_rate=0.003, lam=1.15, d=0.15, delta=0.045)

r_sq = 1.0 - msp.predict(d).values          # retención = 1 - P(abandono)
NC_sq = P['m_rate']*V - P['lam']*FRD         # contribución neta por período
clv_sq = NC_sq * clv_mult(r_sq, P['d'])

print(f'CLV agregado (statu quo): ${clv_sq.sum()/1e9:,.1f} mil M')

```

Salida en consola

```

CLV agregado (statu quo): $112,5 mil M

Small: $110,8 mil M | Micro-Merchant: $1,7 mil M

```

10.2.7. Optimización de la política: uniforme y diferenciada

Evaluación de las dos familias de políticas sobre una grilla de topes de fricción. La política uniforme aplica un tope único a toda la cartera; la diferenciada asigna a cada comercio el tope que maximiza su valor individual. Bajo los parámetros base, la política diferenciada recupera \$87 millones de valor presente relajando la fricción de 1.314 comercios.

Código

```

caps = np.array(sorted(set(np.round(np.concatenate([
    np.arange(0, .11, .01), [.12,.15,.20,.25,.30,.40,.50,.70,1.0]]), 3))))

def clv_matrix(delta):          # CLV de cada comercio a cada tope de la grilla
    M = np.empty((len(fi), len(caps)))
    for j, c in enumerate(caps):
        g = np.minimum(fi, c); r = 1.0 - p_churn_at(g)
        relax = np.where(fi > 0, np.clip((fi-g)/np.maximum(fi,1e-9), 0, 1), 0.0)
        dD = D*relax; L = V + (1-delta)*dD; Fr = FRD + delta*dD
        M[:, j] = (P['m_rate']*L - P['lam']*Fr) * clv_mult(r, P['d'])
    return M

M = clv_matrix(P['delta'])
val_unif = M.sum(axis=0)        # (A) política uniforme
clv_diff = M[np.arange(len(fi)), M.argmax(1)] # (B) tope óptimo por comercio
g_diff = np.minimum(fi, caps[M.argmax(1)])
relaxed = (g_diff < fi - 1e-9)

print(f'(A) uniforme: ganancia = ${val_unif.max()-clv_sq.sum()/1e6:+.0f} M')
print(f'(B) diferenciada: ganancia = ${clv_diff.sum()-clv_sq.sum()/1e6:+.0f} M'

```

```
f' | comercios relajados: {relaxed.sum():,}')
```

Salida en consola

(A) uniforme: ganancia = \$+0 M

(B) diferenciada: ganancia = \$+87 M | comercios relajados: 1.314

10.2.8. Análisis de sensibilidad

Recálculo de la ganancia de la política diferenciada variando cada parámetro económico entre su mínimo y su máximo, manteniendo el resto en su valor base. La ganancia se mantiene positiva en todo el rango evaluado; la eficiencia de detección δ es el parámetro más influyente. El código de graficación del diagrama de tornado se resume.

Código

```
def diff_gain(delta=None, m_rate=None, lam=None, dd=None):

    M = clv_matrix_p(delta, m_rate, lam, dd)      # matriz con parámetros alterados
    clv0 = base_statu_quo(m_rate, lam, dd)

    return M.max(axis=1).sum() - clv0

params = {
    'Eficiencia de detección  $\delta$ ': ('delta', 0.005, 0.10),
    'Margen neto m': ('m_rate', 0.0015, 0.0050),
    'Tasa de descuento d': ('dd', 0.10, 0.25),
    'Recargo de contracargo  $\lambda$ ': ('lam', 1.0, 1.3),
}

for lbl, (k, lo, hi) in params.items():
    glo, ghi = diff_gain(**{k: lo})/1e6, diff_gain(**{k: hi})/1e6
    print(f'{lbl:28s}: ${min(glo,ghi):6.0f} M a ${max(glo,ghi):6.0f} M')

# ... graficación del diagrama de tornado (Figura) omitida ...
```

Salida en consola

Eficiencia de detección δ : \$ 87 M a \$ 1.006 M

Margen neto m : \$ 52 M a \$ 145 M

Tasa de descuento d : \$ 69 M a \$ 118 M

Recargo de contracargo λ : \$ 83 M a \$ 91 M