

**INSTITUTO TECNOLÓGICO  
Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE OCCIDENTE**



**ITESO**

**Universidad Jesuita  
de Guadalajara**

**“MODELO DE CRÉDITO”**

Asignatura:

**Modelos de Crédito**

Profesor:

**Rodolfo Slay Ramos**

Presenta:

Paulina Elizabeth Mejía Hori  
Jeanette Valenzuela Gutiérrez

Tlaquepaque, Jal. Al 30 de octubre de 2025

# Resumen

El presente proyecto desarrolla un modelo integral de crédito que combina teoría financiera, análisis de riesgo y aplicación práctica mediante programación en Python. Su objetivo es comprender el funcionamiento estructural del sistema de tarjetas de crédito, la formación de la tasa de interés y la evaluación del riesgo crediticio bajo un enfoque cuantitativo y automatizado.

En una primera parte, se explica el modelo de negocio de las tarjetas de crédito, destacando la interacción entre los participantes del sistema financiero: banco emisor, tarjetahabiente, comercio y red de pagos. Posteriormente, se analiza la formación de la tasa de interés, desglosando sus componentes —tasa base, prima por inflación, prima por riesgo crediticio, costos operativos y margen de beneficio—, que determinan la rentabilidad del producto financiero.

Finalmente, se implementa un modelo de riesgo crediticio supervisado, entrenado con 80,000 registros de clientes para estimar la probabilidad de incumplimiento (PD). Se compararon dos algoritmos —Regresión Logística y Random Forest— obteniendo que el modelo optimizado de Random Forest presenta un mejor desempeño ( $AUC = 0.945$ ).

El resultado se integró a un módulo de pricing que ajusta las tasas de interés según el riesgo individual del cliente, clasificando automáticamente cada caso en niveles de riesgo (Tiers 1–4) y emitiendo decisiones de aprobación o rechazo. Este trabajo refleja la relevancia de los modelos de crédito en la gestión del riesgo financiero, demostrando cómo la analítica predictiva puede transformar los procesos de decisión crediticia, haciendo que sean más precisos, justos y sostenibles.

# Introducción

El presente documento se enfoca en el análisis integral del modelo de crédito, con énfasis en el funcionamiento de las tarjetas de crédito como uno de los instrumentos financieros más utilizados en América Latina. Este producto representa una herramienta fundamental tanto para los usuarios —por la flexibilidad que ofrece— como para las instituciones emisoras, al ser una fuente de ingresos basada en intereses, comisiones y tarifas por transacción.

El estudio se estructura en tres partes interrelacionadas que permiten abordar el fenómeno del crédito desde su dimensión operativa, económica y analítica. En primer lugar, se explica el modelo de negocio de las tarjetas de crédito, detallando los actores involucrados y el flujo de valor entre ellos: banco emisor, cliente, comercio y red de pagos. Esta sección permite comprender cómo la infraestructura financiera sostiene el uso cotidiano del crédito. En la segunda parte, se desarrolla el modelo de formación de tasas de interés, analizando los factores que determinan el costo del crédito, entre ellos la tasa base, la prima por inflación, la prima por riesgo crediticio, los costos operativos y el margen de beneficio. Este apartado busca ilustrar cómo el riesgo financiero se traduce directamente en precio. Finalmente, en la tercera parte se presenta el modelo de riesgo de crédito, integrando el marco teórico con una implementación práctica en Python.

Se entrenó un modelo con una base de datos de 100,000 registros, estimando los parámetros fundamentales: Probabilidad de Default (PD), Pérdida Dada el Incumplimiento (LGD) y Exposición al Incumplimiento (EAD). Los resultados fueron validados mediante métricas de desempeño y posteriormente incorporados a un modelo de pricing crediticio, que ajusta la tasa de interés según el nivel de riesgo individual del cliente.

Con ello, el proyecto no solo busca demostrar el funcionamiento técnico de los modelos de crédito, sino también su aplicabilidad práctica en la gestión bancaria moderna, donde la analítica de datos se ha convertido en un eje fundamental para la toma de decisiones financieras responsables y sustentable

# Glosario

**Acuerdo de Basilea:**

Conjunto de regulaciones internacionales emitidas por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea que establecen estándares para la gestión del riesgo y el capital mínimo de los bancos.

**Banco adquirente:**

Entidad financiera que procesa los pagos realizados con tarjeta en los comercios afiliados y se encarga de transferirles el monto de las ventas, descontando las comisiones correspondientes.

**Banco emisor:**

Entidad que proporciona las tarjetas de crédito para que los tarjetahabientes las utilicen, asumiendo el riesgo de crédito y cobrando los intereses y comisiones correspondientes.

**Buró de crédito:**

Entidad autorizada por la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP) que recopila y emite informes sobre el historial crediticio de personas y empresas. Contiene información relacionada con su comportamiento financiero, como el cumplimiento en los pagos y el nivel de endeudamiento.

**Calificación crediticia:**

Evaluación del nivel de riesgo que tiene una persona, empresa o entidad para cumplir con el pago de sus deudas en tiempo y forma.

**Cliente o tarjetahabiente:**

Persona titular que posee una tarjeta de crédito o débito a su nombre, responsable de pagar los consumos y las obligaciones derivadas de su uso.

**Comercio afiliado:**

Negocio o establecimiento que acepta pagos con tarjeta de crédito mediante su afiliación a una red de pagos (Visa, Mastercard, etc.).

**Comité de Basilea:**

Organismo internacional encargado de formular estándares globales de supervisión bancaria y gestión de riesgos financieros.

**Crédito:**

Contrato mediante el cual una entidad financiera presta una cantidad de dinero que el cliente deberá devolver en un plazo determinado junto con los intereses pactados.

**Diferencial de crédito (Credit Spread):**

Diferencia entre la tasa de interés de un instrumento con riesgo y la de uno libre de riesgo; representa la compensación que el inversionista exige por asumir riesgo crediticio.

**Distancia al incumplimiento (Distance to Default):**

Indicador que mide qué tan lejos se encuentra una empresa de incumplir sus obligaciones, comparando el valor de sus activos con el valor de su deuda.

**Entidad financiera:**

Institución que se dedica a la intermediación del dinero, como bancos, sociedades financieras y cooperativas de crédito.

**Exposición al incumplimiento (EAD):**

Monto total que un banco está expuesto a perder en caso de que un cliente incumpla con sus pagos.

**Interés compuesto:**

Tipo de interés que se calcula sobre el capital inicial más los intereses acumulados en periodos anteriores.

**Interés simple:**

Tipo de interés calculado únicamente sobre el capital original sin considerar los intereses previos.

**Interés por demora:**

Tasa aplicada cuando el cliente se retrasa en el pago de su deuda o cuota mensual.

**Margen de beneficio:**

Porcentaje de ganancia que obtiene la institución financiera después de cubrir todos sus costos y riesgos asociados al crédito.

**Modelo de Merton (1974):**

Modelo estructural que define el incumplimiento cuando el valor de los activos de una empresa cae por debajo del valor de su deuda.

**Modelo de negocio de tarjeta de crédito:**

Estructura mediante la cual el banco emisor genera ingresos a partir de intereses, comisiones al cliente y tarifas cobradas a los comercios a través de la red de pagos.

**Modelo de Vasicek (2002):**

Modelo matemático que estima la evolución de las tasas de interés, asumiendo que tienden a un valor promedio a largo plazo y permite construir la curva temporal de tipos de interés.

**Pérdida dado el incumplimiento (LGD):**

Porcentaje de la exposición crediticia que no se recupera después de un impago.

**Pérdida esperada (PE):**

Promedio de pérdidas que una institución anticipa durante un periodo determinado.

**Pérdida no esperada (PNE):**

Pérdida potencial que excede el valor promedio esperado; se cubre mediante capital económico.

**Prima por inflación:**

Ajuste que compensa la pérdida del poder adquisitivo del dinero prestado durante el tiempo del crédito.

**Prima por liquidez:**

Incremento en la tasa de interés que cubre el riesgo de no recuperar los fondos prestados en el plazo acordado.

**Probabilidad de incumplimiento (PD):**

Probabilidad de que un prestatario incumpla sus obligaciones financieras dentro de un período específico.

**Proveedor de servicios de pago (PSP):**

Herramienta digital que permite enlazar a los usuarios durante todo el trayecto de una transacción hecha en una web hasta su aceptación o rechazo.

**Red de pagos:**

Sistema que interconecta emisores, adquirentes y comercios para autorizar y liquidar transacciones con tarjeta (por ejemplo, Visa o Mastercard).

**Riesgo de crédito:**

Probabilidad de que un prestatario incumpla con sus obligaciones de pago, generando pérdidas para la institución financiera.

**Tasa base:**

Tasa de referencia establecida por el banco central que sirve como punto de partida para fijar los intereses en los productos financieros.

**Tasa de interés:**

Porcentaje que representa el costo del dinero en un préstamo o la rentabilidad en una inversión.

**Tasa de interés fija:**

Modalidad en la que el porcentaje de interés se mantiene constante durante toda la vida del crédito.

**Tasa de interés variable:**

Tasa que fluctúa de acuerdo con las condiciones del mercado o la tasa de referencia del banco central.

**Tarjeta de crédito:**

Instrumento financiero que permite al cliente realizar compras con un límite de crédito y posponer el pago total o parcial a un periodo posterior.

**Tarifa por transacción (Interchange Fee):**

Comisión que los comercios pagan por aceptar pagos con tarjeta; se distribuye entre la red de pagos, el banco adquirente y el banco emisor.

## **Marco teórico**

**Tarjetas de Crédito**

Las tarjetas de crédito hoy en día son uno de los métodos de pago más utilizados en América Latina. De acuerdo con un estudio de BoaCompra de PagSeguro, en 2021 representaron alrededor del 46% de las compras realizadas. Este dato refleja la importancia que han tomado en la vida de las personas, ya que permiten realizar compras incluso sin tener dinero disponible al momento, posponiendo el pago hasta el siguiente corte mensual.

Lo que antes era un producto ofrecido únicamente por bancos tradicionales, ahora también lo brindan empresas de otros sectores a través de soluciones financieras integradas, lo que las hace mucho más accesibles. Además, este tipo de producto ofrece beneficios tanto para los usuarios, por la comodidad y flexibilidad que representa, como para las instituciones que las emiten, que generan ingresos por intereses, comisiones y tarifas en cada transacción.

**Modelo de Negocio de las Tarjetas de Crédito**

El modelo de negocio de una tarjeta de crédito se basa en una red de participantes interconectados, que hacen posible que una transacción con



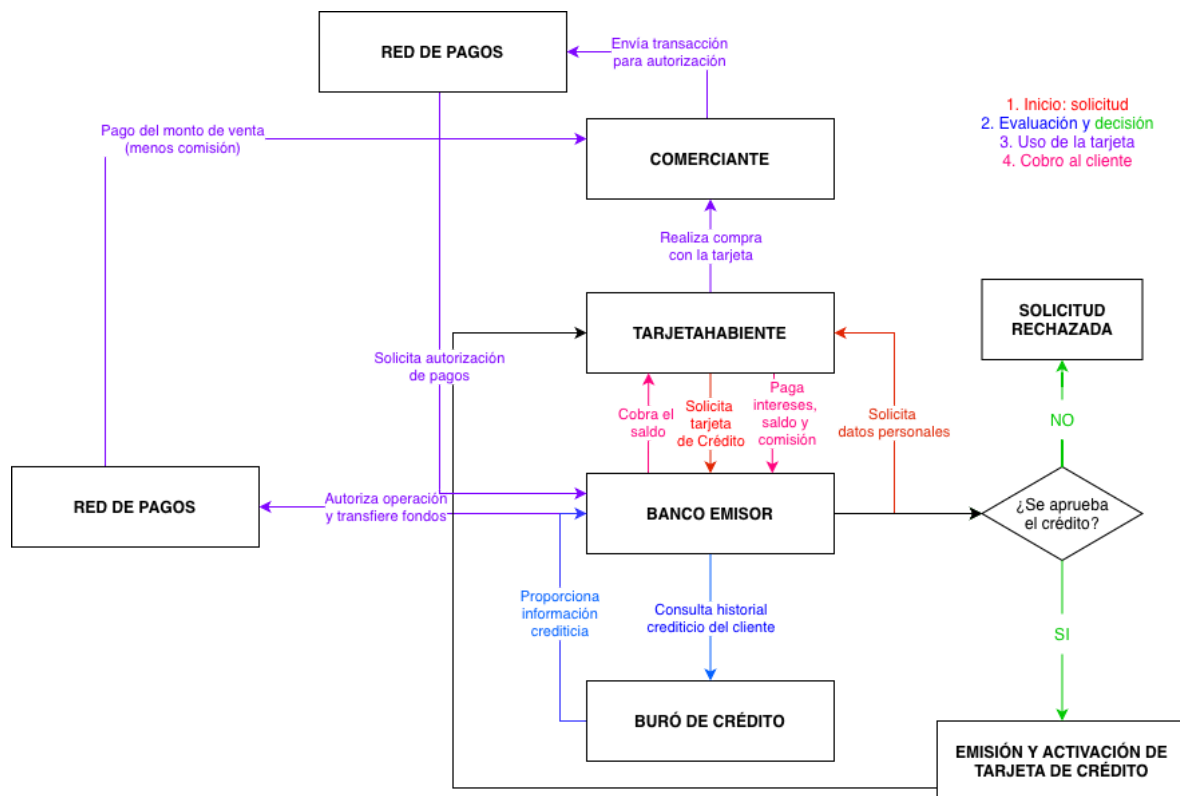
tarjeta funcione correctamente desde el momento en que se solicita hasta que el pago se liquida. Cada parte cumple un papel específico dentro del proceso, y todas obtienen algún tipo de beneficio o ingreso.

En este sistema, el tarjetahabiente es quien solicita y utiliza la tarjeta para realizar compras; el banco emisor es la institución que evalúa su perfil crediticio, define su línea de crédito y la tasa de interés correspondiente; y el comercio afiliado es donde se lleva a cabo la transacción.

El proveedor de servicios de pago (PSP) actúa como un intermediario tecnológico que procesa las operaciones de forma segura y las envía a la red de tarjetas (Visa, Mastercard, etc.), encargada de autorizar la transacción y coordinar el flujo de pagos entre los bancos involucrados.

Por otro lado, el banco adquirente es quien procesa los pagos a favor del comercio, mientras que el banco emisor se encarga de cobrar al cliente posteriormente.

Finalmente, el modelo de riesgo crediticio tiene un papel clave: analiza la probabilidad de incumplimiento del cliente (PD) y ayuda a determinar tanto la aprobación de la tarjeta como las condiciones bajo las cuales se otorga.



**Figura 1.** Diagrama de negocio de tarjetas de crédito

## Formación de la Tasa de Interés para el Producto de Tarjeta de Crédito

El tipo de interés representa el precio del dinero, es decir, el costo que se paga por usar una cantidad de dinero durante un período determinado. En la práctica, se expresa como un porcentaje sobre el monto prestado, invertido o depositado, y refleja la compensación que exige quien presta por renunciar temporalmente a su capital y asumir diversos riesgos.

En el caso de las **tarjetas de crédito**, la **tasa de interés aplicada corresponde al costo del crédito otorgado por el banco emisor** al cliente cuando este no liquida la totalidad del saldo al cierre del periodo. Por tanto, el interés compensa al banco por el riesgo asumido, el costo de fondeo, los gastos administrativos y su margen de rentabilidad.

## Componentes de la tasa de interés

La tasa final que enfrenta el cliente se compone de distintos elementos que responden a factores macroeconómicos, financieros y de riesgo individual:

1. **Tasa base:** Representa el costo del dinero que el banco utiliza para prestar. Se vincula a la tasa de referencia del banco central (por ejemplo, la tasa objetivo del Banco de México).
2. **Prima por inflación:** Ajuste destinado a compensar la pérdida del poder adquisitivo del dinero prestado durante el tiempo que transcurre entre el desembolso y el pago.
3. **Prima por riesgo crediticio:** Compensa la probabilidad de impago del tarjetahabiente. Dado que la tarjeta de crédito es un producto **no garantizado**, esta prima suele ser elevada.
4. **Prima de liquidez:** Cubre el riesgo de que el banco no pueda recuperar sus fondos en el plazo esperado.
5. **Costos operativos y administrativos:** Incluyen gastos de emisión, mantenimiento, atención al cliente, cobranza, procesamiento de pagos y fraudes potenciales.
6. **Margen de beneficio:** Corresponde a la rentabilidad que el banco busca obtener tras cubrir los costos anteriores.

La combinación de estos elementos puede representarse de manera simplificada como:

$$\text{Tasa final} \approx \text{Costo de fondeo} + \text{Inflación} + \text{Riesgo crediticio} + \text{Costos operativos} + \text{Margen de ganancia}$$

## Clasificación y determinación del tipo de interés

El tipo de interés puede clasificarse según la naturaleza del préstamo:

- **Interés simple:** calculado sobre un capital constante.
- **Interés compuesto:** los intereses se capitalizan, generando nuevos intereses sobre los acumulados.

En el caso de la tarjeta de crédito, el interés es compuesto, ya que se calcula sobre el saldo insoluto que el cliente mantiene de un mes a otro.

El Banco Central determina la tasa de referencia (como instrumento de política monetaria) que influye directamente en las tasas que aplican los bancos comerciales. A partir de ella, cada entidad ajusta sus tasas según el tipo de producto, el perfil del cliente, el plazo y el riesgo asumido.

## Modalidades y factores que influyen

Los intereses pueden ser fijos (se mantienen constantes) o variables (fluctúan con la tasa de referencia o condiciones del mercado). En las tarjetas de crédito, generalmente se aplican tasas variables, lo que permite a los bancos ajustar sus costos conforme a la política monetaria y a la inflación.

Los factores que más influyen en la tasa de interés de una tarjeta de crédito son:

- **Inflación y política monetaria:** el Banco Central ajusta las tasas para controlar precios.
- **Oferta y demanda de crédito:** cuando hay mayor demanda de crédito o mayor riesgo percibido, los intereses tienden a subir.
- **Perfil crediticio del cliente:** el historial de pagos, nivel de endeudamiento y score determinan la prima de riesgo individual.
- **Condiciones del mercado:** la competencia entre emisores y el comportamiento económico general afectan los márgenes y costos.

## Intereses en las tarjetas de crédito

En las tarjetas de crédito, el interés se aplica cuando el cliente no paga la totalidad del saldo al final del periodo. En ese caso, se generan intereses por saldos no pagados a partir del día siguiente del vencimiento.

Además, pueden existir:

- **Interés por demora:** cuando el cliente no paga a tiempo.
- **Interés por disposición en efectivo:** aplicable cuando se retira dinero del cajero con la tarjeta.
- **Comisión anual o de mantenimiento:** cargo fijo que cubre el uso y administración del producto.

Así, el emisor obtiene ingresos tanto del lado del cliente (intereses, comisiones) como del lado del comerciante (porcentaje de la tarifa por transacción o *interchange fee*), conformando un modelo de negocio rentable y autosostenible.

## Modelos de Riesgo de Crédito

El riesgo de crédito se define como la posibilidad de que un prestatario incumpla con las obligaciones pactadas en un contrato financiero, afectando así la solvencia de la institución acreedora. Este riesgo tiene un precio implícito en los mercados financieros, conocido como diferencial de crédito, y su cuantificación resulta esencial para determinar el capital económico necesario para respaldar las operaciones de riesgo de una entidad financiera (Chatterjee, 2016).

Con el objetivo de regular y armonizar estos cálculos, los Acuerdos de Basilea han establecido estándares internacionales que orientan la asignación del capital mínimo requerido según el nivel de riesgo de los activos. En Basilea I (1988), los activos se clasificaban en categorías de riesgo amplias; posteriormente, Basilea II (2004) introdujo dos enfoques: el método estandarizado, que utiliza calificaciones externas, y el método basado en calificaciones internas (IRB), que permite a los bancos aplicar sus propios modelos de medición del riesgo. Este último se fundamenta en la estimación de tres parámetros clave: la probabilidad de incumplimiento (PD), la pérdida dado el incumplimiento (LGD) y la exposición al incumplimiento (EAD).

Basilea II adoptó el modelo de Vasicek (2002) como base teórica para calcular la distribución de pérdidas en carteras crediticias. Dicho modelo asume que el valor de los activos de los prestatarios depende de un factor sistemático (relacionado con las condiciones macroeconómicas) y de un factor idiosincrático (riesgo individual), permitiendo estimar la correlación entre incumplimientos. Así, los bancos pueden calcular la pérdida esperada (PE) y la pérdida no esperada (PNE), siendo esta última la que determina el capital regulatorio.

Por otra parte, los modelos estructurales de riesgo de crédito, iniciados por Merton (1974), conceptualizan el valor de una empresa como la diferencia entre sus activos y sus pasivos, considerando el incumplimiento cuando el valor de los activos cae por debajo de la deuda. Estos modelos interpretan el capital accionario como una opción de compra sobre los activos de la empresa, mientras que la deuda riesgosa se valora como una deuda sin riesgo menos una opción de venta implícita. En consecuencia, la

probabilidad de incumplimiento puede calcularse a partir de la distancia entre el valor de los activos y la barrera de deuda, conocida como “distancia al incumplimiento” (Distance to Default).

Finalmente, los modelos de forma reducida (o de intensidad de incumplimiento) modelan el impago como un evento aleatorio representado por un proceso de Poisson, sin depender directamente del balance de la empresa. Este enfoque es útil para valorar instrumentos derivados de crédito, como los Credit Default Swaps (CDS) o los bonos convertibles contingentes (CoCos), en los que la probabilidad de incumplimiento se expresa como una intensidad temporal ( $\lambda$ ).

En conjunto, los modelos de riesgo de crédito permiten a las instituciones financieras medir, gestionar y asignar capital de manera proporcional a los riesgos asumidos. Gracias a ellos, los bancos pueden estimar la exposición potencial a pérdidas, establecer provisiones adecuadas y cumplir con los requerimientos regulatorios internacionales que promueven la estabilidad del sistema financiero global.

## **Determinación de las tasas de Interés**

El modelo de Credit Scoring tiene como objetivo construir una tasa de interés personalizada para cada cliente, integrando tanto variables macroeconómicas (que definen el costo base del dinero) como riesgo crediticio individual (que ajusta la tasa según la probabilidad de incumplimiento del cliente).

Este enfoque permite que el sistema de tasas sea transparente, medible y coherente con la rentabilidad esperada de la institución

### **Componentes base de la tasa**

Los componentes que conforman la tasa base se definen de acuerdo con condiciones de mercado, inflación y políticas internas de rentabilidad.

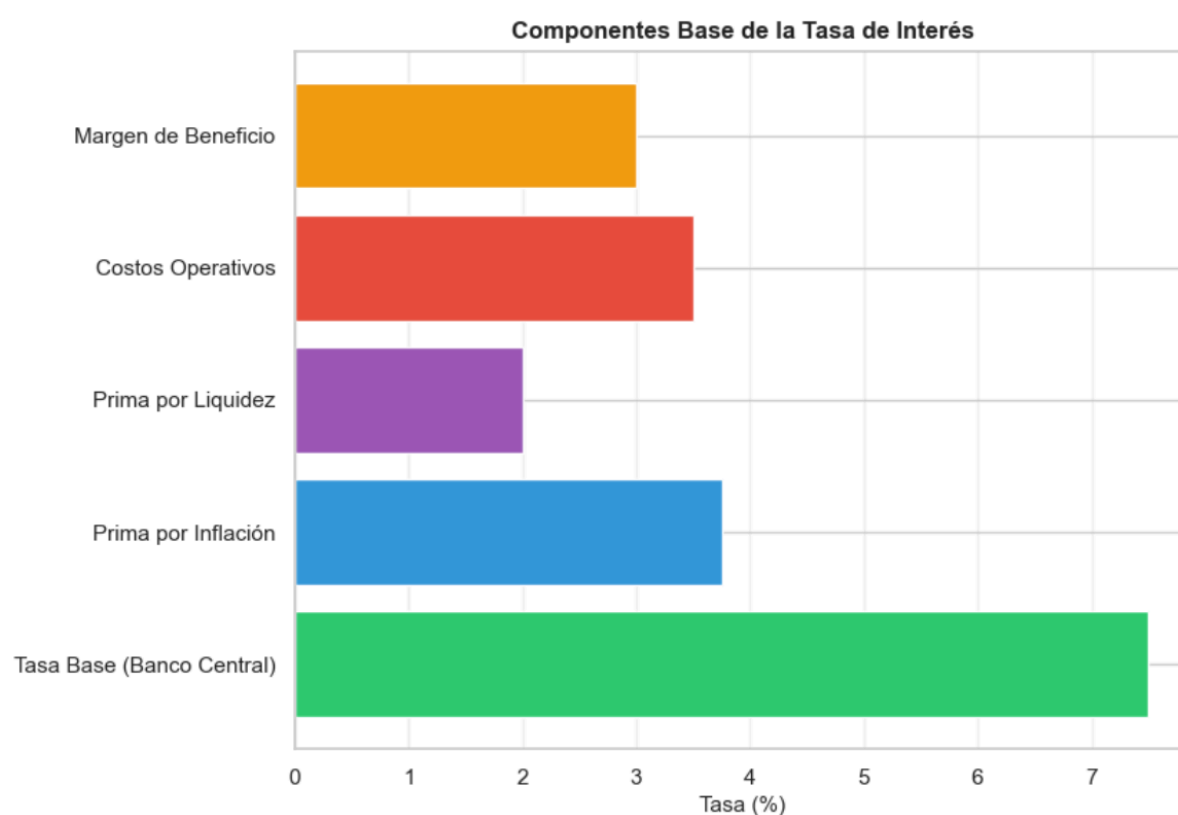
Componente	Valor	Descripción
Tasa Base (Banco Central)	7.50%	Referencia del costo del dinero en México según Banxico. Determina el piso mínimo de la tasa.
Prima por Inflación	3.76%	Cubre la pérdida esperada del poder adquisitivo en el periodo de crédito.
Prima por Liquidez	2.00%	Representa el costo de mantener reservas de liquidez y fondeo estable.
Costos Operativos	3.50%	Incluye gastos administrativos, cobranza, infraestructura y personal.
Margen de Beneficio	3.00%	Asegura una utilidad razonable sobre el costo total del capital.
<b>TASA TOTAL SIN RIESGO</b>	<b>19.76%</b>	<b>Tasa total sin tomar en cuenta probabilidad de default</b>

**Figura 2.** Descripción de componentes base de la tasa sin riesgo de crédito

El resultado es la tasa base sin riesgo crediticio:

$$r_{base} = 0.075 + 0.0376 + 0.020 + 0.035 + 0.030 = 0.1976(19.76\%)$$

Esta tasa representa el costo mínimo que cubre inflación, operación y rentabilidad, sin considerar la posibilidad de impago.



**Figura 3.** Componentes base de la tasa de interés sin riesgo de crédito

## Justificación de valores

Los valores seleccionados reflejan condiciones promedio del mercado mexicano durante 2025:

- La tasa base de 7.5% corresponde a la tasa objetivo del Banco de México (Banxico), que sirve como punto de partida para los créditos comerciales.
- La prima por inflación de 3.76% representa el ajuste por pérdida de poder adquisitivo esperada según las proyecciones del INEGI.

- Las primas por liquidez (2%) y costos operativos (3.5%) fueron estimadas en función de los gastos administrativos asociados a productos de crédito al consumo.

- Finalmente, el margen de beneficio (3%) se estableció como una tasa competitiva frente al promedio de la banca múltiple.

Esta combinación produce una tasa base realista del 20.5%, que actúa como punto de equilibrio antes de incluir el riesgo crediticio individual.

## Prima por riesgo crediticio

Cada cliente tiene un ajuste adicional sobre la tasa base dependiendo de su riesgo individual.

El modelo calcula esta prima con base en tres parámetros:

$$\text{Prima por riesgo} = (PD * LGD) * k$$

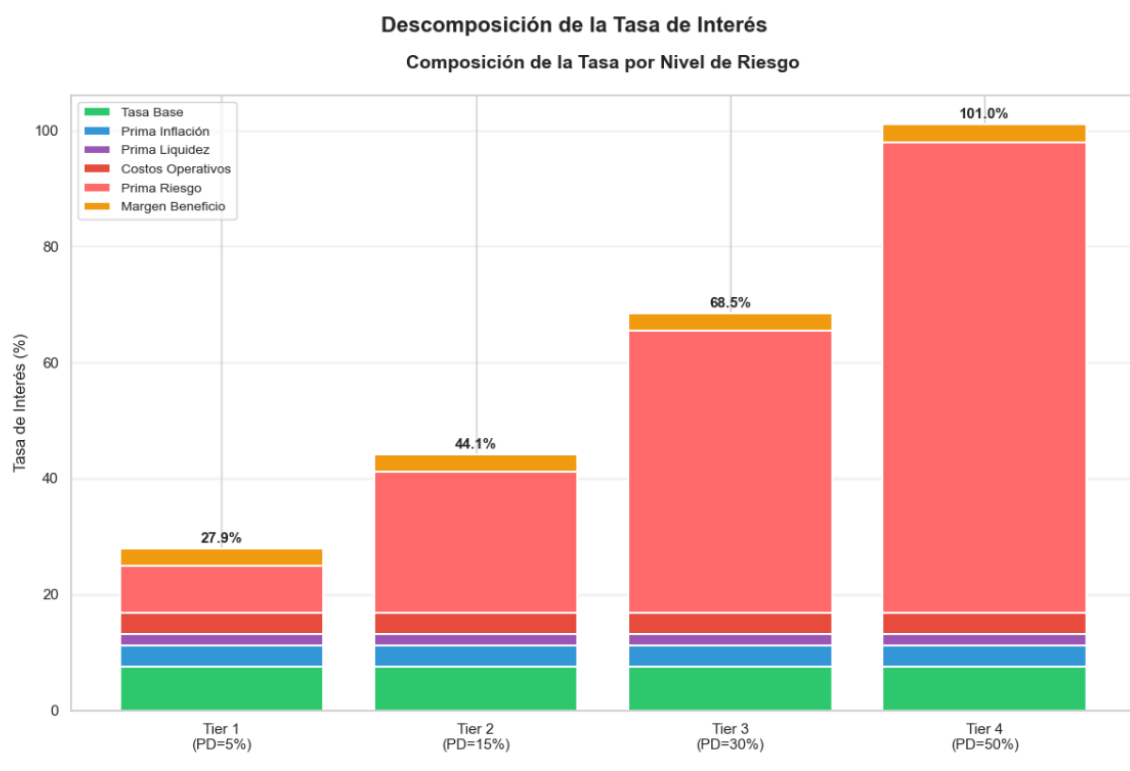
donde

- **PD (Probability of Default):** probabilidad de incumplimiento estimada por el modelo Random Forest optimizado.
- **LGD (Loss Given Default):** proporción de pérdida si el cliente incumple. En este proyecto se asume un **65%**, típico para créditos sin garantía.
- **k:** multiplicador de riesgo = **1.5**, ajustado según la política de riesgo y sensibilidad del producto.

Por lo tanto, la tasa final es:

$$r_{final} = r_{base} + (PD * LGD * k)$$





**Figura 4.** Descomposición de tasa según distintos niveles de PD

## Factores de riesgo considerados

Además del riesgo crediticio individual, la tasa de interés final incorpora el efecto de diversos factores de riesgo que impactan directa o indirectamente en la rentabilidad y sostenibilidad del portafolio. Estos factores permiten reflejar las condiciones reales del mercado y asegurar que la estructura de precios sea coherente con el nivel de exposición total asumido por la institución.

Cada tipo de riesgo —crediticio, de mercado, de liquidez, operativo y estratégico— contribuye a la formación de la tasa final, ajustando el costo del crédito según la naturaleza y magnitud de la incertidumbre asociada. En la siguiente tabla se describen los principales factores considerados, su tipo y el impacto que generan dentro del modelo de pricing crediticio.

Factor de Riesgo	Tipo	Impacto
<b>Riesgo Crediticio (PD, LGD)</b>	Individual	Determina la prima personalizada según el perfil del cliente.
<b>Riesgo de Mercado</b>	Sistémico	Incorpora la tasa base y expectativas de inflación.
<b>Riesgo de Liquidez</b>	Sistémico	Ajuste por disponibilidad de recursos en el corto plazo.
<b>Riesgo Operativo</b>	Interno	Representa los costos asociados a la gestión del crédito.
<b>Riesgo Estratégico</b>	Empresarial	Define la rentabilidad mínima objetivo para la institución.

**Figura 5.** Impacto de factores de riesgo crediticio considerados

En conjunto, estos factores configuran una visión integral del riesgo que enfrenta la institución al otorgar crédito. Mientras que los riesgos sistémicos (como mercado y liquidez) afectan de manera general al costo de fondeo y a la estabilidad financiera, los riesgos individuales y operativos determinan la viabilidad específica de cada cliente y el costo administrativo de mantener la cartera.

Por su parte, el riesgo estratégico asegura que la política de tasas esté alineada con los objetivos de rentabilidad institucional, garantizando un equilibrio entre competitividad y control del riesgo.

De esta manera, el modelo de pricing no solo refleja la probabilidad de incumplimiento (PD), sino también el entorno económico y operativo que influye en la toma de decisiones financieras, generando una tasa final justa, sostenible y coherente con el perfil del cliente y la estrategia del banco.

**Segmentación de tasas (Tiers de riesgo)**

A partir de la integración de estos factores de riesgo, el modelo permite clasificar a los clientes en distintos niveles de exposición crediticia.

Esta segmentación facilita la asignación de tasas diferenciadas (Tiers de riesgo) que reflejan la calidad crediticia de cada solicitante, promoviendo una gestión más eficiente del portafolio y una política de precios basada en riesgo.

De esta manera, los clientes con mejor perfil crediticio acceden a tasas más competitivas, mientras que aquellos con mayor probabilidad de incumplimiento asumen un costo financiero más elevado que compensa el riesgo asumido por la institución.

Los clientes se agrupan por nivel de riesgo, de forma que la tasa final y la probabilidad de incumplimiento (PD) estén alineadas:

Nivel (Tier)	Rango de PD	Rango de Tasa	Descripción
Excelente (Tier 1)	< 10%	20–30%	Cliente prime con historial impecable.
Bueno (Tier 2)	10–25%	30–45%	Buen historial, riesgo moderado.
Regular (Tier 3)	25–45%	45–60%	Riesgo medio; puede requerir garantías.
Alto Riesgo (Tier 4)	> 45%	> 60%	Cliente con alta probabilidad de incumplimiento.

**Figura 6.** Descripción de segmentación de tasas

# **Modelo de Crédito**

## **Preparación de datos**

Antes de entrenar los modelos de riesgo crediticio, se realizó un análisis exploratorio de datos (EDA) con el objetivo de comprender la estructura del dataset, identificar relaciones entre variables y detectar posibles anomalías o patrones relevantes para el comportamiento crediticio de los clientes.

El dataset original contiene 100,000 registros y más de 20 variables, incluyendo características demográficas, historial financiero y comportamiento crediticio.

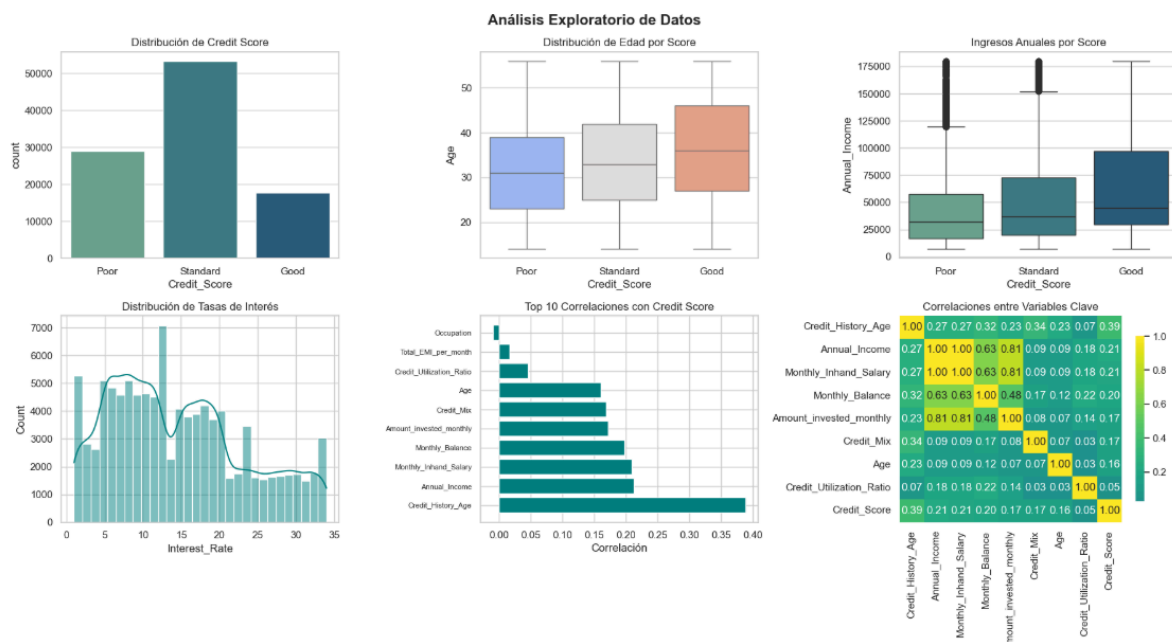
## **Limpieza de datos**

Se eliminaron variables irrelevantes como identificadores personales (ID, Name, SSN, Customer\_ID, Month, Type\_of\_Loan) y se codificaron las variables categóricas mediante LabelEncoder para su posterior procesamiento en modelos de Machine Learning.

Asimismo, la variable objetivo Credit\_Score fue transformada en valores numéricos (0 = Poor, 1 = Standard, 2 = Good), y se construyó una versión binaria para la estimación de PD (default / no default).

## **Análisis exploratorio (EDA)**

En la figura siguiente se observan las principales distribuciones que resumen el comportamiento general de la base de datos. Estas gráficas permiten identificar patrones relevantes sobre la composición y el desempeño crediticio de los clientes.



**Figura 7.** Resultados de análisis exploratorio de datos

## Distribución de credit score

La primera gráfica muestra que la mayoría de los clientes pertenecen a la categoría **Standard**, seguida de **Poor**, mientras que **Good** representa el grupo minoritario.

Esto indica que la cartera está moderadamente equilibrada, pero con una proporción considerable de clientes con comportamiento crediticio aceptable o regular, lo que hace relevante la clasificación automática por riesgo.

## Distribución de edad por score

El boxplot central revela que los clientes con mejor puntaje (**Good**) tienden a ser ligeramente mayores, con una mediana cercana a los **40 años**, mientras que los clientes con **Poor** se concentran en edades más jóvenes.

Esto sugiere que la estabilidad económica y la madurez financiera aumentan con la edad, reduciendo el riesgo de incumplimiento.

## Ingresos anuales por score

La tercera gráfica confirma que existe una relación directa entre ingresos y calidad crediticia. Los clientes con *Good* score presentan ingresos anuales significativamente más altos, mientras que aquellos en *Poor* se concentran en rangos bajos.

Se observan también algunos outliers de ingreso alto con mal score, lo que evidencia que un mayor ingreso no siempre implica mejor comportamiento, especialmente si el uso del crédito es ineficiente.

## Distribución de tasas de interés

El histograma inferior izquierdo presenta una distribución bimodal, con dos picos principales alrededor de 10% y 20%.

Esto refleja la existencia de dos segmentos de cartera:

- clientes con tasas competitivas por buen historial, y
- clientes con tasas más elevadas asociadas a mayor riesgo crediticio.

La ligera cola hacia la derecha (tasas superiores a 25%) indica la presencia de usuarios con mayor probabilidad de impago, lo cual será ajustado posteriormente mediante la *prima de riesgo* en el modelo de pricing.

## Top 10 correlaciones con credit score

El gráfico de barras destaca las variables con mayor correlación con el score crediticio.

Las más relevantes son:

- **Credit\_History\_Age** (0.39): los clientes con historial más largo presentan mejor score.
- **Annual\_Income** y **Monthly\_Inhand\_Salary** (~0.27–0.30): mayor ingreso implica mayor capacidad de pago.
- **Credit\_Utilization\_Ratio** y **Total\_EMI\_per\_month**: ambas correlacionan negativamente, lo que significa que un uso excesivo del crédito o altos pagos mensuales incrementan el riesgo de incumplimiento.

Estas relaciones validan la relevancia de las variables seleccionadas en fases posteriores del modelo.

## Mapa de calor: correlaciones entre variables clave

El *heatmap* permite visualizar cómo interactúan las variables más influyentes del dataset.

Se observa una fuerte relación entre el ingreso mensual y el balance mensual ( $r \approx 0.63$ ), lo que confirma la consistencia interna del dataset.

Asimismo, las correlaciones más altas con el *Credit\_Score* se asocian con la edad del historial crediticio y el monto disponible después de pagos, ambas variables con alto poder explicativo en la predicción del default.

## Conclusión del análisis exploratorio

El EDA demuestra que las variables con mayor impacto en el riesgo crediticio son aquellas relacionadas con:

- la **historia de pagos**,
- la **capacidad de ingreso**, y
- la **utilización del crédito**.

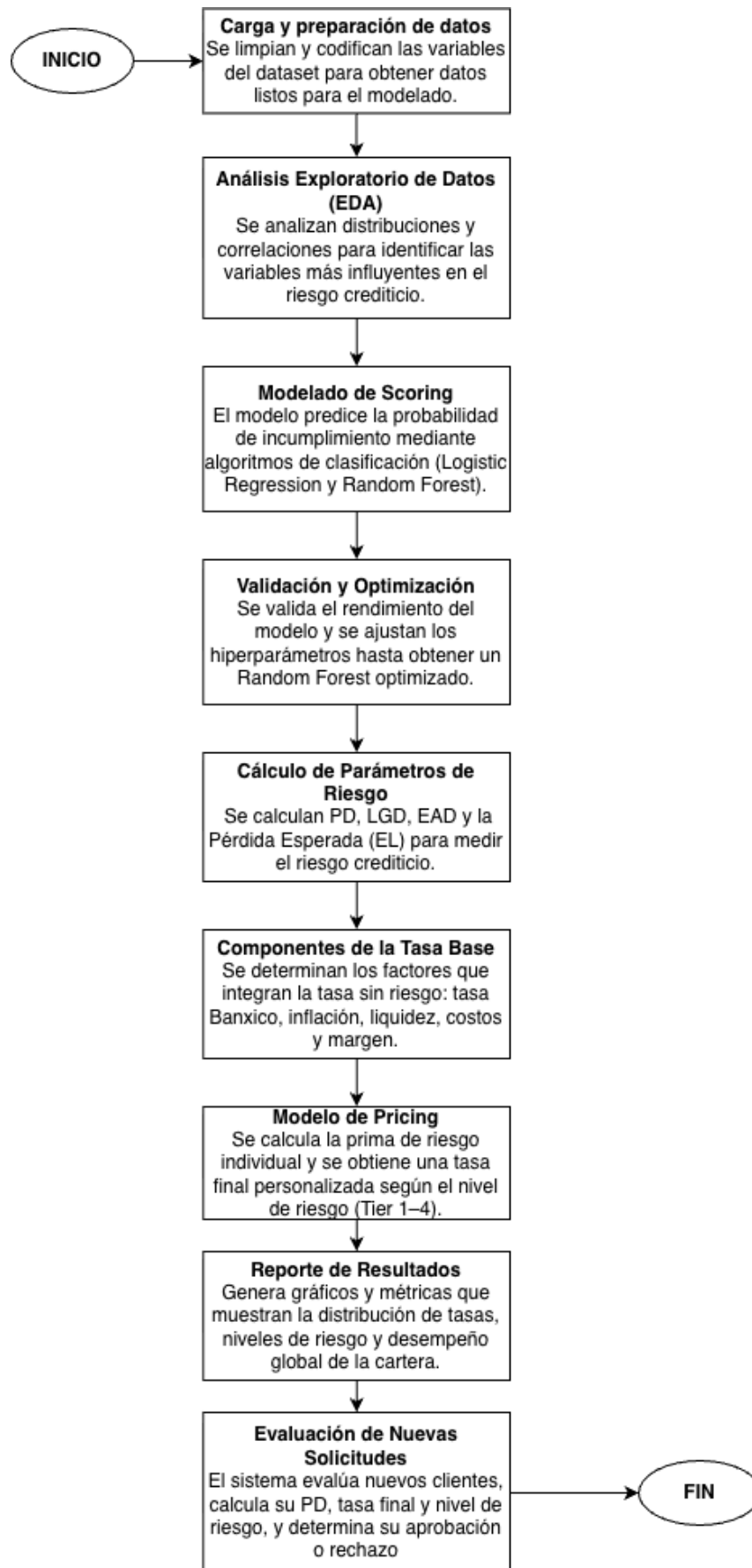
Estas evidencias respaldan la selección de las variables predictoras finales empleadas en la fase de modelado, garantizando un enfoque cuantitativo coherente con el comportamiento real de los clientes.

## Descripción metodológica del modelo

El modelo de *Credit Scoring* fue diseñado para predecir la probabilidad de incumplimiento (PD) de cada cliente.

Para ello se emplearon técnicas de aprendizaje supervisado sobre un conjunto de datos de 100,000 registros de clientes, entrenando dos modelos comparativos: **Regresión Logística y Random Forest**.

El proceso completo incluye:

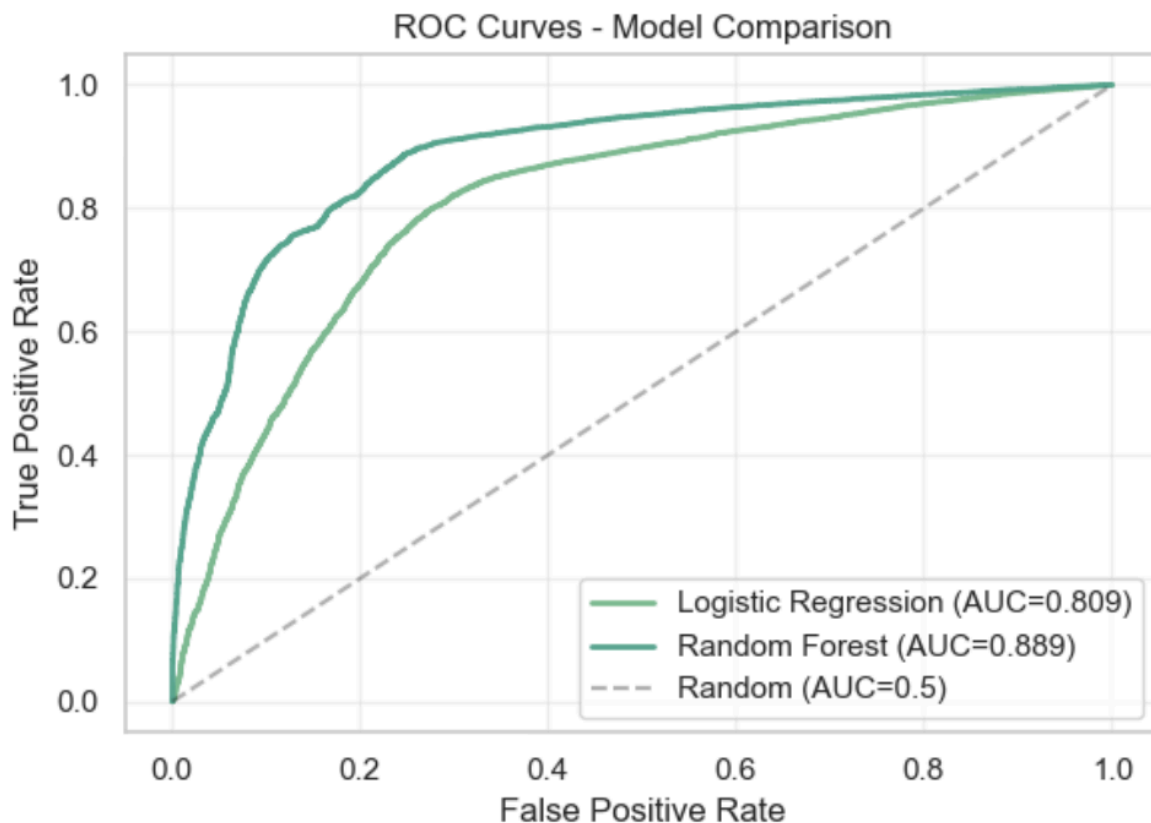


**Figura 8.** Diagrama lógico del proceso del modelo de riesgo crediticio

Se emplearon dos modelos de clasificación:

- **Regresión Logística (Logistic Regression):** útil para establecer una relación lineal entre las variables independientes y la probabilidad de default.
- **Random Forest Classifier:** modelo de ensamblado basado en árboles de decisión, que captura relaciones no lineales y mejora la precisión al reducir el sobreajuste mediante el promedio de múltiples árboles.

Ambos modelos se entrenaron con un conjunto de datos dividido en 80% para entrenamiento y 20% para prueba, asegurando independencia entre la calibración y la evaluación del desempeño.



**Figura 9.** ROC - Comparación de modelo de regresión vs random forest

Para evaluar la robustez del modelo y evitar sobreajuste, se aplicó validación cruzada estratificada (Stratified K-Fold,  $k=5$ ).

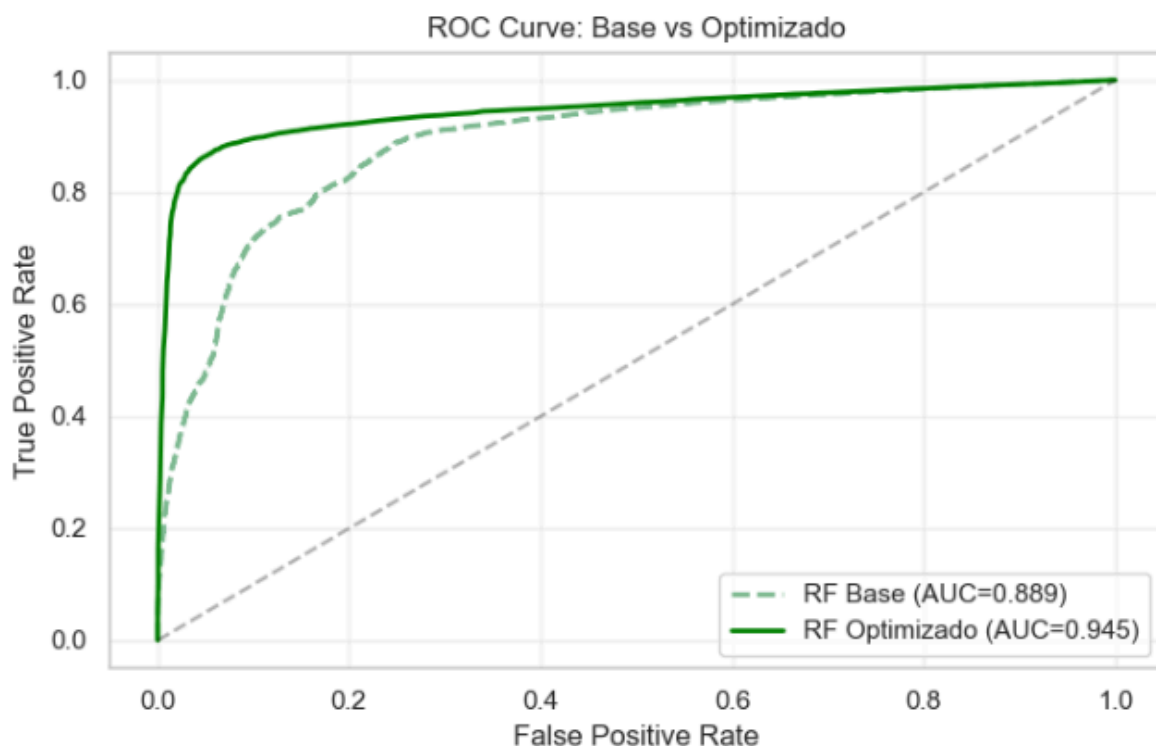
Además, se realizó una búsqueda aleatoria de hiperparámetros



(RandomizedSearchCV) para ajustar las configuraciones del Random Forest, optimizando parámetros como:

- número de árboles (n\_estimators),
- profundidad máxima (max\_depth),
- tamaño mínimo de muestra en hojas (min\_samples\_leaf).

Con esto, se obtuvo un modelo optimizado con mejor capacidad de generalización.



**Figura 10.** ROC - Comparación de modelo random forest base vs optimizado

Las curvas ROC presentadas muestran que el Random Forest optimizado supera claramente a la regresión logística en capacidad discriminante, alcanzando un AUC de 0.945, mientras que el modelo base obtuvo 0.889. Esto demuestra una mejora significativa en la detección de clientes con alto riesgo de default sin incrementar el error de clasificación.

## Resultados

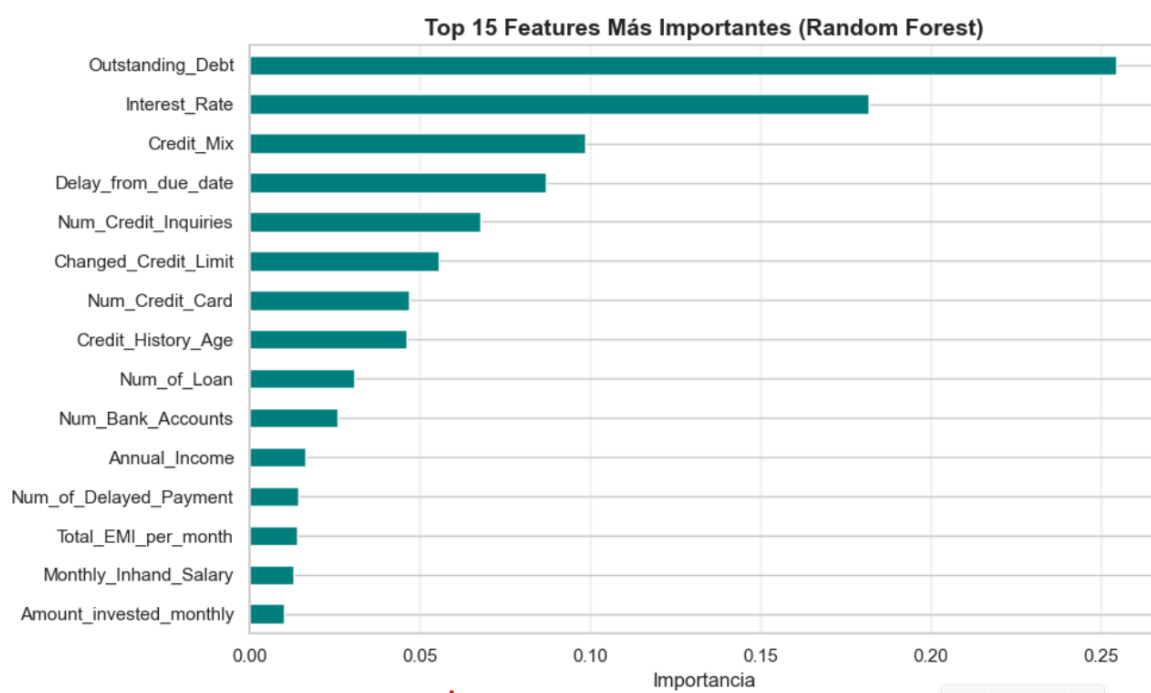
El modelo se evaluó con las métricas estándar de clasificación:

Métrica	Regresión Logística	Random Forest (Optimizado)
Exactitud (train)	78.60%	100.00%
Exactitud (test)	78.50%	89.10%
AUC-ROC	0.8088	0.9454
AUC promedio (CV 5 folds)	0.8077 ± 0.0039	0.8886 ± 0.0035

**Figura 11.** Resultados de ambos modelos

El resultado evidencia que el modelo Random Forest ofrece una mayor capacidad predictiva y estabilidad en diferentes subconjuntos de datos, siendo elegido como el modelo final de scoring para la integración con el módulo de pricing.

Las variables con mayor peso predictivo fueron las siguientes:



**Figura 12.** Variables de mayor peso para Random Forest

## Integración con el modelo de pricing

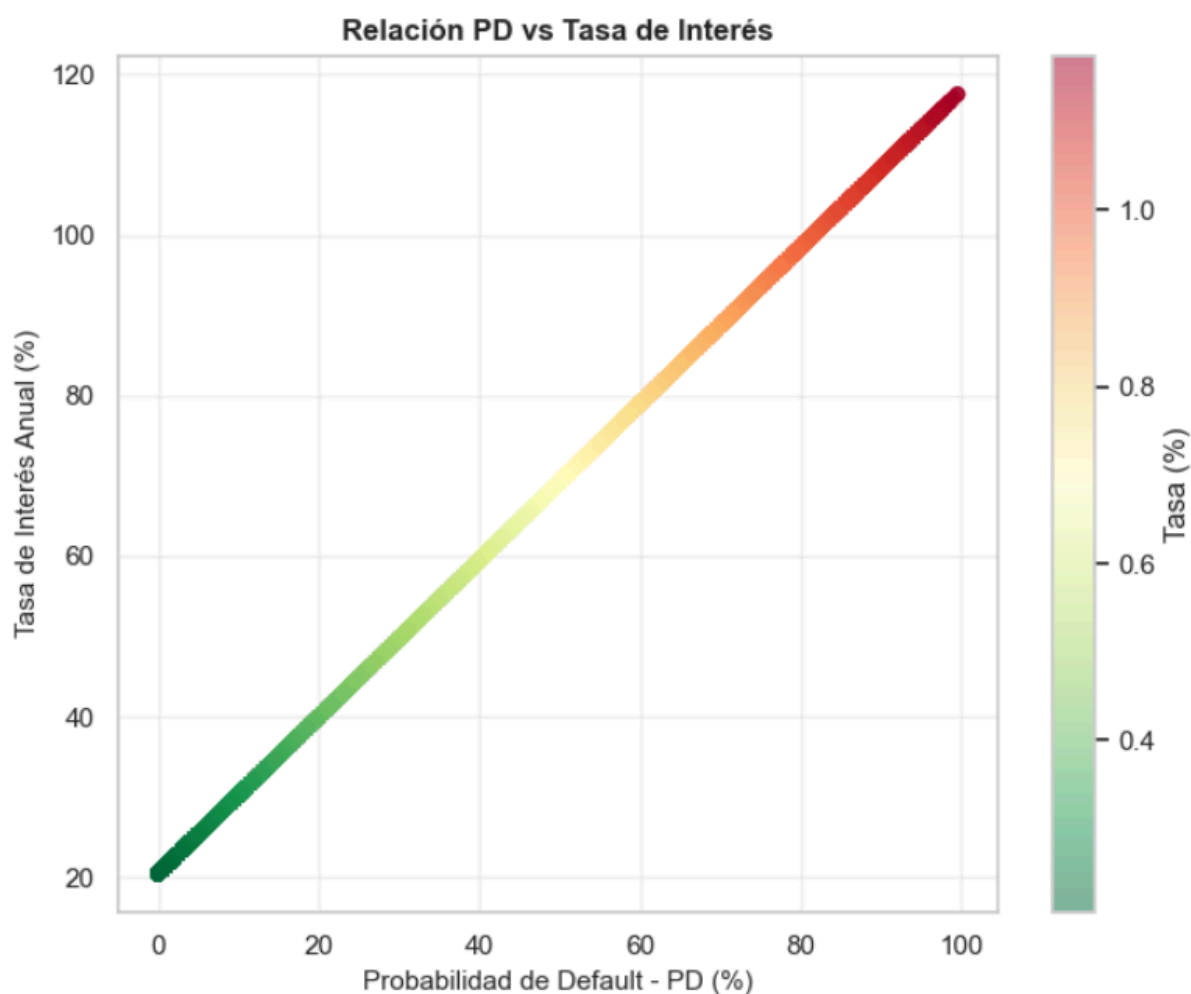
Las probabilidades de incumplimiento estimadas (PD) se integran al módulo de cálculo de tasas mediante la fórmula:

$$r_{final} = 20.5\% + (PD * 65\% * 1.5)$$

De esta manera:

- Se obtiene una tasa personalizada alineada al riesgo real del cliente.
- El modelo clasifica automáticamente el nivel de riesgo (Tier 1 a 4).
- Se emite una decisión crediticia automática:
- Aprobado si  $PD < 45\%$ .
- Rechazado si  $PD \geq 45\%$ .

El objetivo es alinear el precio del crédito con el perfil de riesgo, de manera que los clientes con baja probabilidad de incumplimiento paguen tasas más competitivas, mientras que los clientes con mayor riesgo asuman un costo financiero más alto que compense la posible pérdida esperada del portafolio.



**Figura 13.** Relación de probabilidad de default vs tasa de interés

La gráfica muestra una relación positiva y casi lineal entre ambas variables: a medida que aumenta la Probabilidad de Default, la Tasa de Interés Anual se incrementa proporcionalmente.

Este comportamiento refleja el principio fundamental del riesgo financiero: mayor riesgo implica mayor rendimiento esperado, o en este contexto, una tasa compensatoria más alta para el prestamista.

En la práctica, el modelo ajusta las tasas individuales dentro de un rango que oscila entre 20% y 120% anual, dependiendo de la probabilidad estimada de incumplimiento.

Este mecanismo permite que la política de precios sea dinámica, diferenciada y financieramente sostenible, fortaleciendo el equilibrio entre rentabilidad y control del riesgo crediticio.

## Prueba del modelo en nuevos usuarios

En la última etapa del modelo, se implementa un sistema automatizado de evaluación crediticia que permite analizar nuevas solicitudes en tiempo real. Este módulo integra los resultados del modelo de *scoring* y el esquema de *pricing*, generando para cada cliente una estimación personalizada de probabilidad de incumplimiento (PD), tasa de interés y nivel de riesgo asignado (Tier).

A partir de estos indicadores, el sistema determina de forma automática la decisión de aprobación o rechazo, aplicando los umbrales definidos durante la fase de calibración (por ejemplo, aprobación si  $PD < 45\%$ ). Además, registra la fecha y hora de evaluación para asegurar trazabilidad y control histórico.

De esta manera, el proceso de originación crediticia se vuelve más eficiente, objetivo y consistente con la política de riesgo establecida por la institución.

### RESULTADOS DE EVALUACIÓN:

Cliente 1:	APROBADO		PD: 24.50%		Tasa: 43.65%		Nivel: Regular (Tier 3)		Fecha: 2025-11-01 19:20:10
Cliente 2:	APROBADO		PD: 25.50%		Tasa: 44.62%		Nivel: Regular (Tier 3)		Fecha: 2025-11-01 19:20:10
Cliente 3:	APROBADO		PD: 43.00%		Tasa: 61.69%		Nivel: Alto Riesgo (Tier 4)		Fecha: 2025-11-01 19:20:10

**Figura 14.** Resultados de evaluación de nuevas solicitudes

# Conclusión

El desarrollo del presente proyecto permitió vincular el marco teórico de los modelos de crédito con su aplicación práctica, integrando tres dimensiones esenciales: el negocio financiero, la formación de tasas y la evaluación del riesgo crediticio.

A lo largo del análisis, se comprobó que las tarjetas de crédito operan bajo un modelo de ingresos dual, sustentado tanto en las comisiones cobradas a los comercios como en los intereses derivados del financiamiento al cliente. Este esquema exige una gestión precisa del riesgo para mantener la rentabilidad y estabilidad del portafolio crediticio.

En la segunda fase, se logró descomponer la tasa de interés en sus componentes principales, comprendiendo cómo cada elemento refleja un tipo de riesgo que asume el banco: inflación, liquidez, morosidad y costos operativos. De esta forma, la tasa no solo representa el costo del dinero, sino una herramienta de equilibrio entre riesgo y rentabilidad.

Finalmente, el modelo implementado en Python demostró que las técnicas de *machine learning* son herramientas altamente efectivas para la predicción de la probabilidad de incumplimiento (PD).

El modelo Random Forest optimizado, con un AUC de 0.945, superó significativamente a la regresión logística, validando su capacidad de clasificación y generalización.

Este modelo permitió automatizar la asignación de niveles de riesgo (Tiers 1–4) y la toma de decisiones crediticias, además de integrarse a un esquema de pricing personalizado donde la tasa de interés se ajusta según el riesgo estimado de cada cliente.

## Retos y dificultades

Durante el desarrollo del proyecto se enfrentaron varios retos técnicos y analíticos.

Uno de los principales fue la búsqueda de un dataset adecuado, ya que muchos de los conjuntos disponibles no contenían información suficiente o

coherente para entrenar correctamente el modelo. Esto limitó la posibilidad de trabajar con datos más recientes o específicos para créditos de consumo, fue por eso que volvimos a trabajar con el anterior.

Otro desafío importante fue lograr que el modelo fuera realista y consistente en sus resultados. En las primeras iteraciones, el sistema aprobaba o rechazaba solicitudes sin una lógica financiera clara —por ejemplo, asignando tasas bajas a clientes de alto riesgo o negando crédito a perfiles estables con bajo riesgo de incumplimiento.

Este comportamiento fue corregido mediante un proceso exhaustivo de ajuste de parámetros, estandarización de variables y validación cruzada, hasta conseguir un modelo estable que refleja decisiones coherentes con el riesgo real del cliente.

Adicionalmente, resultó complejo automatizar el flujo completo de evaluación, especialmente para lograr que cada nueva solicitud se procesara de forma dinámica, calculando su PD, tasa personalizada y decisión final sin intervención manual.

Sin embargo, este objetivo se cumplió exitosamente: el sistema puede hoy evaluar nuevos clientes en tiempo real, asignando una tasa y resultado de aprobación o rechazo de forma automática y trazable.

Finalmente, este proyecto evidencia que un modelo de crédito bien estructurado puede fortalecer la gestión de riesgos, mejorar la precisión en la concesión de créditos y promover la inclusión financiera responsable.

La combinación de fundamentos financieros, estadísticos y tecnológicos constituye un ejemplo de cómo la ingeniería financiera puede aportar soluciones innovadoras para el sector bancario, contribuyendo a la sostenibilidad del sistema financiero.

# Referencias

¿Qué es el riesgo de crédito y cómo puede afectar? - Cesce España. (s. f.). Cesce España.

<https://www.cesce.es/es/seguros-de-credito/riesgo-de-credito>

Banco Santander. (s. f.). ¿Qué es el tipo de interés? Banco Santander España. Recuperado el 31 de octubre de 2025, de <https://www.bancosantander.es/glosario/tipo-de-interes>

BBVA MEXICO & BBVA. (2025, 22 octubre). ¿Qué es el Buró de Crédito? *BBVA México*.

<https://www.bbva.mx/educacion-financiera/creditos/tarjeta-de-credito/que-es-el-buro-de-credito.html>

BBVA. (2025, 31 octubre). ¿Qué es una Entidad Financiera? BBVA México.

[https://www.bbva.mx/educacion-financiera/e/entidad\\_financiera.html](https://www.bbva.mx/educacion-financiera/e/entidad_financiera.html)

Calculadora de inflación. (s/f). Org.mx. Recuperado el 2 de noviembre de 2025, de

<https://www.inegi.org.mx/app/indicesdeprecios/CalculadoraInflacion.aspx>

Chatterjee, S. (2016). *Modelos del riesgo de crédito*. *Boletín del CEMLA*, LXII(3), 273–300.

Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos (CEMLA). Recuperado de

[https://www.cemla.org/PDF/boletin/PUB\\_BOL\\_LXII-03-03.pdf](https://www.cemla.org/PDF/boletin/PUB_BOL_LXII-03-03.pdf)

Coca, M. (1970, 1 enero). ¿Qué es el interés y qué tipos de interés existen? *BBVA NOTICIAS*.

<https://www.bbva.com/es/salud-financiera/que-es-el-interes-y-que-tipos-de-interes-existen/>

Communications. (2025, 14 julio). Tarjeta de crédito: qué es, cómo usarla y qué tipos existen.

*BBVA NOTICIAS*.

<https://www.bbva.com/es/salud-financiera/tarjeta-de-credito-que-es-como-usarla-y-que-tipos-existen/>

De los Mexicanos En el Exterior, I. (s. f.). ¿Qué es el crédito: Tarjetas de Crédito? gob.mx.

<https://www.gob.mx/ime/articulos/que-es-el-credito-tarjetas-de-credito?idiom=es>

Di Pietro, N. (2024, 5 enero). *Entendiendo el modelo de negocio de las tarjetas de crédito qué está por detrás de él*. Toda la Información Sobre el Mundo Fintech.

<https://blog.pomelo.la/el-modelo-de-negocio-tarjetas-de-credito/>

*Exposición en el momento del incumplimiento (EAD) - BBVA in 2013*. (s. f.).

<https://accionistaseinversores.bbva.com/microsites/bbvain2013/es/G/c4.html>

*How do lenders set interest rates on loans?* | Federal Reserve Bank of Minneapolis. (s. f.).

<https://www.minneapolisfed.org/article/2000/how-do-lenders-set-interest-rates-on-loans>

Kenton, W. (2025, 21 agosto). *Merton Model: Credit Risk Formula, History, and Insights Explained*. Investopedia. <https://www.investopedia.com/terms/m/mertonmodel.asp>

Loo, A. (2024, 27 agosto). *Credit spread*. Corporate Finance Institute.

<https://corporatefinanceinstitute.com/resources/career-map/sell-side/capital-markets/credit-spread/>

*Margen de beneficio* | Glosario Financiero | Scotiabank México. (s. f.).

<https://www.scotiabank.com.mx/glosario-financiero/margen-beneficio.aspx>

*Metodologías de cuantificación del riesgo de crédito - BBVA Financial Report 2010*. (s. f.).

<https://shareholdersandinvestors.bbva.com/microsites/informes2010/es/Gestiondelriesgo/Metodologiasdecuantificaciondelriesgodecredito.html>

Munster, R. (2023, 13 septiembre). *The science behind credit card interest*. Money Fit.

<https://www.moneyfit.org/credit-card-interest-rates/>

*Prima por Liquidez (Liquidity Premium)* | GLOSARIO MATERIA. (s. f.).

<https://www.materia.consulting/glosario/prima-por-liquidez--liquidity-premium>

Rodó, P. (2022, 24 noviembre). *Modelo de Vasicek Qué es, definición y concepto*.

Economipedia. <https://economipedia.com/definiciones/modelo-de-vasicek.html>



S&P Global Ratings. (s. f.). *Entendiendo las calificaciones crediticias*. Recuperado el 31 de octubre de 2025, de

<https://www.spglobal.com/ratings/es/credit-ratings/about/understanding-credit-ratings>

Wikipedia. (2024, 5 de octubre). *Acuerdos de Basilea*. En *Wikipedia, la enciclopedia libre*.

Recuperado el 31 de octubre de 2025, de [https://es.wikipedia.org/wiki/Acuerdos\\_de\\_Basilea](https://es.wikipedia.org/wiki/Acuerdos_de_Basilea)

## Anexos

### [Anexo 1. Modelo de Riesgo de Crédito](#)

En este apartado se incluye el enlace al repositorio de GitHub que contiene el código completo del modelo de riesgo y pricing crediticio. El repositorio reúne todas las fases del proyecto, desde la preparación y análisis de datos hasta el entrenamiento, validación y optimización del modelo, así como el cálculo de parámetros de riesgo y la evaluación de nuevas solicitudes.