



Vigilada Mineducación

ANÁLISIS DE LA MORA EN CRÉDITOS EDUCATIVOS UNIVERSITARIOS:  
IDENTIFICACIÓN DE PATRONES Y RECOMENDACIONES PARA LA MITIGACIÓN

Analysis of delinquency in university student loans: Identification of patterns and  
recommendations for mitigation

MARIA EUGENIA ARIAS RÍOS

Asesora: Catalina Gutiérrez Moscoso

UNIVERSIDAD EAFIT  
ESCUELA DE FINANZAS, ECONOMÍA Y GOBIERNO  
MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN FINANCIERA  
MEDELLÍN

2025

## Contenido

INTRODUCCIÓN .....	6
MARCO TEÓRICO.....	8
METODOLOGÍA .....	14
CARACTERÍSTICAS DE LOS ESTUDIANTES QUE SE ENCUENTRAN EN MORA, SEGMENTANDO POR VARIABLES ACADÉMICAS, FINANCIERAS Y SOCIOECONÓMICAS.....	17
ANÁLISIS DESCRIPTIVO .....	19
EVOLUCIÓN DE LOS VALORES FINANCIADOS .....	20
DISTRIBUCIÓN DE LA CARTERA POR SEMESTRE ACADÉMICO .....	21
DISTRIBUCIÓN DE LA CARTERA POR GRADO ACADÉMICO.....	22
DISTRIBUCIÓN DE LA CARTERA POR LA LÍNEA DE CRÉDITO .....	23
SEGMENTACIÓN POR VARIABLES ACADÉMICAS .....	24
SEGMENTACIÓN POR VARIABLES FINANCIERAS .....	25
SEGMENTACIÓN POR VARIABLES SOCIOECONÓMICAS .....	28
ESTIMAR LA PÉRDIDA ESPERADA A TRAVÉS DE LA APLICACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO.....	34
MARCO CONCEPTUAL DE LA PÉRDIDA ESPERADA .....	35
FUENTES DE DATOS Y CONSTRUCCIÓN DE LA MUESTRA.....	36
METODOLOGÍA PARA LA ESTIMACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO (PD) .....	37
ESTIMACIÓN DE LAS PROBABILIDADES DE INCUMPLIMIENTO .....	40
ESTIMACIÓN DE LA EXPOSICIÓN (EAD) Y LA PÉRDIDA DADA EL INCUMPLIMIENTO (LGD) .....	43
CÁLCULO DE LA PÉRDIDA ESPERADA (PE) INDIVIDUAL Y AGREGADA.....	44
PE POR GRADO ACADÉMICO, UNIDAD DE NEGOCIO Y LÍNEA DE CRÉDITO .....	44
ESTRATEGIAS PARA REDUCIR LA PROBABILIDAD DE MORA DE LOS BENEFICIARIOS DEL CRÉDITO EDUCATIVO .....	49
ESTRATEGIA DE FORTALECIMIENTO DE LA POLÍTICA INSTITUCIONAL .....	49
ESTRATEGIA DE ORIGINACIÓN RESPONSABLE .....	52
ESTRATEGIA DE COBRANZA Y CARTERA .....	54
ESTRATEGIA DE SEGUIMIENTO PREVENTIVO.....	56
CONCLUSIONES .....	58
RECOMENDACIONES .....	60
REFERENCIAS.....	61

## Lista de figuras

Figura 1 Análisis de nullos	19
Figura 2 Valor total financiado, porcentaje de saldo vencido y porcentaje de saldo pendiente por ciclo académico	20
Figura 3 Número de financiaciones y porcentaje en mora por semestre	21
Figura 4 Financiaciones por grado y mora	22
Figura 5 Financiaciones por grado y edad de mora línea de corto plazo	23
Figura 6 Financiaciones por grado y edad de mora línea de largo plazo	23
Figura 7 Promedio académico vs. mora largo plazo	24
Figura 8 Financiaciones por parentesco del responsable de pago y mora	25
Figura 9 Financiaciones por salario del responsable de pago y mora	26
Figura 10 Financiaciones por salario del responsable de pago y mora pregrado	27
Figura 11 Financiaciones por salario del responsable de pago y mora posgrado	27
Figura 12 Financiaciones por edad y edad de mora	29
Figura 13 Financiaciones y porcentaje en mora por estrato del responsable de pago	30
Figura 14 Financiaciones por grado y mora Medellín	31
Figura 15 Financiaciones por grado y mora Bogotá	31
Figura 16 Financiaciones por grado y mora Pereira	32
Figura 17 Financiaciones por grado y mora Rionegro	32
Figura 18 Métricas del modelo de probabilidad de incumplimiento (PD) en Python	39
Figura 19 Probabilidad de incumplimiento promedio (PD)	40
Figura 20 Estimación de la exposición EAD y la pérdida dada el incumplimiento LGD	43
Figura 21 Pérdida esperada total	44
Figura 22 Pérdida esperada por grado académico, unidad de negocio y línea de crédito	45

## **Resumen**

Este trabajo analiza la cartera en mora de la línea de financiación propia de una universidad privada de Medellín, con el propósito de identificar los patrones asociados al incumplimiento y estimar la pérdida esperada del portafolio. Para ello se emplearon datos históricos de los créditos otorgados entre 2022 y 2025, integrando variables académicas, financieras y socioeconómicas de los beneficiarios y responsables de pago. El estudio combina un análisis descriptivo con un modelo predictivo basado en regresión logística para calcular la probabilidad de incumplimiento (PD), la exposición al momento de la mora (EAD) y la pérdida dada el incumplimiento (LGD). Los resultados muestran que la morosidad se concentra en segmentos específicos de la población beneficiaria y que existen diferencias relevantes entre niveles de formación y líneas de crédito. Se concluye que la sostenibilidad del programa requiere fortalecer la originación, el seguimiento y la cobranza mediante estrategias diferenciadas según el perfil de riesgo.

## **Palabras claves**

Crédito educativo, modelos predictivos, gestión del riesgo financiero, sostenibilidad financiera en educación.

## **Abstract**

This study examines the delinquent portfolio of the internal financing line of a private university in Medellín, aiming to identify patterns associated with default and to estimate the portfolio's expected loss. Historical data from credits granted between 2022 and 2025 were used, incorporating academic, financial, and socioeconomic variables of students and payment guarantors. The research integrates a descriptive analysis with a predictive model based on logistic regression to estimate the probability of default (PD), exposure at default (EAD), and loss given default (LGD). Results indicate that delinquency is concentrated in specific beneficiary segments and that relevant differences exist across academic levels and credit modalities. The study concludes that ensuring the sustainability of the financing program requires strengthening origination, monitoring, and collection processes through differentiated strategies aligned with the identified risk profiles.

## **Keywords**

Educational credit, predictive models, financial risk management, financial sustainability in education.

## INTRODUCCIÓN

El crédito educativo se ha convertido en un mecanismo fundamental para facilitar el acceso y la permanencia en la educación superior, especialmente en contextos donde las alternativas de financiación externa resultan limitadas o poco asequibles. En Colombia, y en particular en las universidades, la creación de líneas propias de financiación ha tomado impulso debido a las restricciones de la oferta estatal, los elevados costos del crédito financiero tradicional y la vulnerabilidad económica de muchos hogares. En este contexto, una universidad privada de la ciudad de Medellín ha desarrollado una línea de crédito institucional con el propósito de apoyar a los estudiantes en su continuidad académica y de ampliar las oportunidades de ingreso, procurando un equilibrio entre acceso, permanencia y sostenibilidad financiera.

Sin embargo, el comportamiento reciente de la cartera revela incrementos en la morosidad y diferencias importantes entre los perfiles de los beneficiarios, lo que hace necesario fortalecer la gestión del riesgo en todas las etapas del crédito: originación, seguimiento, recaudación y recuperación. La morosidad no solo compromete la liquidez institucional y la capacidad de inversión, sino que también afecta la continuidad del programa de financiación, limitando su impacto social. Por ello, resulta esencial comprender los factores que explican el incumplimiento, caracterizar a los beneficiarios en mora y anticipar las posibles pérdidas derivadas del deterioro del portafolio.

Este trabajo aborda esta problemática mediante el análisis integral de la cartera en mora de la línea de financiación institucional durante el periodo 2022–2025. El estudio utiliza información histórica validada que integra variables académicas, financieras y socioeconómicas de los

estudiantes y responsables de pago, y recurre a herramientas de modelamiento y técnicas estadísticas propias del riesgo de crédito para identificar patrones de comportamiento, estimar el riesgo de incumplimiento y proyectar la pérdida esperada del portafolio.

El propósito central de este trabajo es comprender los factores asociados a la morosidad, estimar el riesgo financiero derivado del incumplimiento y aportar insumos técnicos que permitan diseñar estrategias orientadas a la mitigación del riesgo y al fortalecimiento de la sostenibilidad de la línea de crédito institucional. El estudio se desarrolla a través de un análisis descriptivo del comportamiento de la cartera, la construcción de un modelo de probabilidad de incumplimiento y la estimación de la pérdida esperada, con el fin de proporcionar una visión integral que apoye la toma de decisiones institucionales.

El documento se estructura en tres capítulos. El primer capítulo caracteriza la cartera en mora y analiza los perfiles de los beneficiarios con mayor probabilidad de incumplimiento. El segundo capítulo desarrolla la estimación de la probabilidad de incumplimiento y la pérdida esperada, a partir de modelos predictivos aplicados a la información histórica disponible. Finalmente, el tercer capítulo presenta un conjunto de estrategias orientadas a la mitigación del riesgo y a la sostenibilidad de la línea de crédito, derivadas de los hallazgos del análisis técnico y del comportamiento observado del portafolio.

En conjunto, este trabajo ofrece un aporte práctico y académico al análisis del riesgo de crédito en la educación superior, proporcionando una herramienta útil para la gestión institucional y para el diseño de políticas que fortalezcan el acceso y la permanencia estudiantil desde una perspectiva financiera sostenible.

## MARCO TEÓRICO

El crédito educativo ha evolucionado como una política pública y como estrategia institucional para garantizar el acceso y la permanencia en la educación superior, especialmente en contextos donde las familias enfrentan dificultades económicas. En Colombia, este tipo de financiamiento ha estado relacionado históricamente al ICETEX (Calderón Marengo et al., 2022) institución que ha sido el principal referente, aunque con críticas por sus tasas de interés, la sostenibilidad de sus programas y las condiciones de sus créditos (Calderón Marengo et al., 2022; Ministerio de Educación Nacional, 2025).

Ante los recortes presupuestales (Ministerio de Educación Nacional, 2025) y cambios demográficos que han reducido la capacidad de financiamiento del Estado, las universidades privadas han implementado líneas de crédito propias como estrategia para responder a la demanda de financiación de los estudiantes y garantizar el acceso y la permanencia académica (Jaramillo, 2010). No obstante, estas iniciativas suponen un desafío significativo en términos de sostenibilidad, dado que concentran riesgos financieros que pueden comprometer la estabilidad institucional si la morosidad se incrementa (Lancheros, 2022).

En esta misma línea, Acevedo, Zuluaga y Jaramillo (2008) evidencian que la disponibilidad de crédito educativo incrementa la matrícula en educación superior, mientras que las tasas de interés altas y los bajos ingresos familiares reducen la demanda. Esto confirma que el crédito educativo es un factor determinante para el acceso y la permanencia estudiantil, pero también plantea la necesidad de mantener condiciones financieras viables para garantizar la sostenibilidad de los programas.

En este sentido, Carranza y Ferreyra (2019) muestran que la disponibilidad de crédito en Colombia ha sido determinante para ampliar el acceso de estudiantes de bajos ingresos, pero advierten que dichos esquemas requieren diseños sostenibles para evitar que las dificultades de pago generen nuevas barreras.

Por otro lado, el riesgo de crédito se define como la probabilidad de incumplimiento de las obligaciones contractuales de pago por parte de un prestatario (Ospina Mejía, 2015a). Su adecuada gestión es relevante, pues impacta directamente en la liquidez institucional y, en consecuencia, en la capacidad de otorgar nuevos créditos y garantizar la sostenibilidad financiera.

La gestión de este riesgo comprende procesos de identificación, medición, monitoreo y mitigación, los cuales se encuentran alineados con los estándares internacionales de Basilea II y III (Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, 2004) y con la regulación nacional establecida por la Superintendencia Financiera de Colombia (2021). Estos lineamientos han sido adoptados en el sistema financiero y se constituyen en referentes para la gestión del crédito educativo.

En el ámbito universitario, la administración del riesgo de crédito presenta particularidades que la diferencian del sector bancario tradicional. Por lo general, los beneficiarios del crédito son estudiantes sin historial crediticio, lo que exige la formulación de modelos adaptados a este tipo de perfil. Asimismo, el comportamiento de pago en la financiación educativa difiere significativamente del observado en el sistema financiero, pues en la mayoría de los casos no existen mecanismos de presión equivalentes a los de la banca tradicional. Para muchos estudiantes, la principal obligación es estar a paz y salvo al momento de renovar la matrícula, lo cual incentiva que los pagos no se realicen de manera periódica, sino que se concentren al final del periodo académico con el fin de asegurar su continuidad. Esta dinámica limita la detección temprana de señales de riesgo y representa un desafío adicional para las universidades, que deben equilibrar la

inclusión y el acceso a la educación superior con la necesidad de asegurar la liquidez y sostenibilidad financiera de la institución.

La gestión inadecuada de la cartera puede comprometer la liquidez institucional y limitar la capacidad de otorgar nuevos créditos, afectando tanto a los estudiantes como a los programas académicos. Por esta razón, resulta importante que las instituciones de educación superior implementen políticas de gestión de riesgo que integren criterios técnicos ajustados a las condiciones particulares de sus estudiantes y responsables de pago.

La pérdida esperada (PE) se calcula como el producto de la probabilidad de incumplimiento (PD), la exposición al incumplimiento (EAD) y la pérdida dada el incumplimiento (LGD), fórmula aceptada en la regulación bancaria internacional y que es aplicable al crédito educativo (Ospina Mejía, 2015c). Como complemento, la pérdida no esperada (PNE) permite proyectar escenarios extremos de riesgo y valorar la resistencia de la cartera frente a situaciones de estrés. Los modelos clásicos de predicción de insolvencia, como los propuestos por Altman (1968) y Beaver (1966), sentaron las bases para el análisis cuantitativo de riesgo, mientras que otros enfoques, como las cinco C's del crédito (Madrigal et al., 2017), integran criterios cualitativos que resultan útiles en contextos de incertidumbre. En esta misma línea, el aporte de Brachfeld Montaña (2013) resulta relevante al introducir el estudio del *moroso profesional* desde la morosología, un enfoque que destaca que el riesgo de incumplimiento no siempre obedece únicamente a la capacidad de pago, sino también a actitudes y comportamientos de los deudores: en el caso del crédito educativo, algunos estudiantes o familias pueden retrasar los pagos no por insolvencia, sino porque maximizan el plazo disponible antes de estar obligados a pagar, es decir hasta la matrícula siguiente. Lo anterior lleva a la conclusión que no basta con medir indicadores financieros, también

se requiere considerar el comportamiento del deudor, de allí que se necesita un modelo adaptado a la educación superior.

Los modelos estadísticos tradicionales, como la regresión logística y el modelo probit, han sido utilizados para estimar la probabilidad de incumplimiento en el sector financiero (Chatterjee, 2016). Estos enfoques permiten identificar variables asociadas al riesgo de mora y asignar probabilidades de incumplimiento a los prestatarios. Su fortaleza radica en la simplicidad y la interpretabilidad de los resultados, lo que los convirtió en referentes iniciales del análisis de riesgo crediticio.

Sin embargo, sus limitaciones frente a datos masivos y relaciones no lineales han impulsado el desarrollo de metodologías más sofisticadas. Los avances en ciencia de datos han introducido algoritmos de *machine learning* como Random Forest (Breiman, 2001) y XGBoost (Chen & Guestrin, 2016), los cuales ofrecen mayor precisión al manejar grandes volúmenes de información y variables altamente correlacionadas.

La literatura internacional también ha resaltado la capacidad predictiva de estos algoritmos. Lessmann et al. (2015), en un estudio comparativo de clasificación de modelos de *credit scoring*, concluyeron que los algoritmos de *machine learning* superan en precisión a los modelos estadísticos clásicos, posicionándose como herramientas de referencia en el análisis moderno del riesgo de crédito.

En el ámbito de la educación superior, la adopción de estos modelos resulta especialmente pertinente. Su aplicación permite clasificar a los estudiantes en perfiles de riesgo homogéneos, anticipar el incumplimiento de manera más efectiva y diseñar estrategias preventivas de cobranza.

Además, facilitan la implementación de sistemas de alertas tempranas, lo que contribuye a reducir la mora y fortalecer la sostenibilidad de los programas de financiación universitaria.

Diversos estudios muestran cómo las universidades y los sistemas educativos han enfrentado el riesgo de crédito. En Colombia, algunas instituciones de educación superior han implementado esquemas propios para apoyar el acceso y la permanencia estudiantil. La Pontificia Universidad Javeriana dispone de un sistema de crédito educativo directo institucional, que permite financiar parcial o totalmente la matrícula (Pontificia Universidad Javeriana, s. f.). De manera similar, la Universidad Pontificia Bolivariana (UPB) ofrece líneas de financiación directa a corto plazo para estudiantes de pregrado y posgrado (Universidad Pontificia Bolivariana, s. f.). Por su parte, la Universidad EAFIT ha consolidado la línea de financiación “EAFIT a tu alcance”, un programa institucional con dos líneas de crédito de corto y largo plazo de los estudiantes con excelentes calidades académicas (Universidad EAFIT, s. f.).

En América Latina también se destacan experiencias relevantes. En Chile, tras reformas de financiamiento, algunas universidades implementaron fondos de contingencia para garantizar la continuidad académica frente a escenarios de alta morosidad (López, 2013). En Brasil, Resende (2018) analizó los programas de crédito educativo, evidenciando los desafíos de sostenibilidad financiera y focalización, mostrando cómo los mecanismos de subsidios y refinanciamiento pueden contribuir a reducir la morosidad.

A nivel internacional, se resaltan casos como los préstamos contingentes al ingreso, en Australia, que ajustan el pago de las obligaciones financieras a los niveles de ingresos futuros de los egresados (Chapman, 2014), y el programa “Cal Grant” de Estados Unidos, el cual ha tenido impactos positivos en acceso y permanencia estudiantil (Bettinger et al., 2019). Organismos multilaterales como el Banco Mundial y el Banco Interamericano de Desarrollo (BID)

recomiendan la adopción de enfoques de riesgo adaptados a la educación superior, resaltando la importancia de integrar modelos de análisis de riesgo en el diseño y operación de programas de financiamiento estudiantil (Ferreyra et al., 2017). De forma complementaria, Attanasio y Kaufmann (2009) evidencian cómo las restricciones de crédito condicionan las decisiones educativas y las expectativas de los estudiantes, reforzando la necesidad de diseñar mecanismos de financiación que reduzcan dichas barreras y promuevan la equidad en el acceso.

En síntesis, la literatura revisada evidencia que el crédito educativo constituye un instrumento fundamental para garantizar el acceso y la permanencia en la educación superior, pero su sostenibilidad depende de una gestión adecuada del riesgo de crédito. La experiencia internacional y nacional muestra que, si bien existen mecanismos de financiamiento institucional y estatal que han facilitado la inclusión educativa, también persisten desafíos asociados a la morosidad y a la capacidad de pago de los estudiantes. En este contexto, se considera pertinente aplicar metodologías de análisis descriptivo y modelos predictivos que permitan a las universidades privadas con líneas de crédito propias, anticipar el incumplimiento, calcular la pérdida esperada y segmentar perfiles de riesgo. De esta manera, se podrán diseñar estrategias diferenciadas que contribuyan a disminuir la probabilidad de mora en el crédito educativo institucional, fortaleciendo al mismo tiempo el acceso, la permanencia estudiantil y la sostenibilidad financiera de la institución.

## METODOLOGÍA

La metodología del estudio se basa en un enfoque cuantitativo con alcances descriptivos y predictivos, orientado a analizar de manera integral la cartera en mora de la línea de crédito educativo de una universidad privada de Medellín. Este enfoque permite caracterizar el comportamiento del portafolio, identificar los factores asociados al incumplimiento y estimar el riesgo de crédito utilizando técnicas estadísticas y de modelamiento propias de este tipo de análisis. El estudio utiliza información histórica proveniente de las bases institucionales del sistema de financiación, correspondiente a estudiantes de pregrado y posgrado beneficiarios del crédito entre 2022 y 2025, periodo en el cual se dispone de datos depurados, completos y estables. La base incluye variables académicas, financieras y socioeconómicas, tanto de los estudiantes como de los responsables de pago, así como el historial detallado de pagos, cuotas financiadas y características del crédito. Los semestres académicos se identifican mediante la codificación institucional que utiliza los números 61 y 66 para referirse al primer y segundo semestre de cada año, respectivamente. Con el fin de garantizar la confiabilidad del análisis, la información utilizada corresponde a la base consolidada y validada en el proyecto institucional “Análisis de datos para mitigar riesgos en esquemas de financiación universitaria”, desarrollada por un consultor en ciencia de datos, Daniel Felipe Fragua Rengifo, y que constituye actualmente la fuente oficial de datos de la línea de crédito.

Debido a que el segundo semestre de 2025 se encontraba en curso al momento del estudio, se decidió excluirlo del análisis de comportamiento de mora para evitar distorsiones derivadas de la falta de maduración de la cartera. Asimismo, se adoptó un criterio de clasificación de mora orientado a capturar los casos de deterioro significativo, considerando únicamente los créditos con más de 360 días de vencimiento, en coherencia con los lineamientos institucionales de riesgo de

crédito y las necesidades del modelo predictivo. La unidad de análisis es cada contrato de crédito financiado directamente por la Universidad, y la muestra está compuesta por todos aquellos créditos que cumplen con los criterios de inclusión definidos anteriormente.

El desarrollo metodológico del estudio se estructura en tres fases articuladas. En primer lugar, se realizó un análisis exploratorio y descriptivo de la cartera, cuyo propósito fue caracterizar el comportamiento de los créditos en mora y reconocer patrones asociados al incumplimiento a partir de variables académicas, financieras y socioeconómicas. En segundo lugar, se estimó la probabilidad de incumplimiento mediante un modelo de regresión logística, técnica ampliamente utilizada en la gestión del riesgo crediticio, debido a su capacidad para modelar variables dependientes y para evaluar la contribución de distintos factores al riesgo de mora. El modelo se construyó únicamente con variables disponibles al momento de la originación del crédito, con el objetivo de evitar sesgos derivados del uso de información futura. A partir de esta estimación se calcularon los componentes estándar del riesgo de crédito: la probabilidad de incumplimiento (PD), la exposición al momento del incumplimiento (EAD) —medida como el saldo pendiente de capital—, y la pérdida dada el incumplimiento (LGD), que se fijó en 60% como un supuesto conservador ante la ausencia de información histórica completa sobre recuperaciones. Con estos elementos se estimó la pérdida esperada del portafolio y se proyectó su impacto financiero para la institución.

Finalmente, con base en los resultados del análisis descriptivo y del modelo predictivo, se formularon estrategias orientadas a la mitigación del riesgo y a la sostenibilidad de la línea de financiación. Estas estrategias se enfocan en fortalecer los procesos de originación, seguimiento y cobranza, y en ajustar la política institucional con el fin de reducir la probabilidad de mora y mejorar la estabilidad financiera del programa de crédito educativo. De esta manera, la

metodología adoptada permite integrar el análisis descriptivo, el modelamiento estadístico y la formulación de recomendaciones, proporcionando una visión completa del riesgo crediticio y de sus implicaciones para la gestión institucional.

## **CARACTERÍSTICAS DE LOS ESTUDIANTES QUE SE ENCUENTRAN EN MORA, SEGMENTANDO POR VARIABLES ACADÉMICAS, FINANCIERAS Y SOCIOECONÓMICAS**

Este capítulo tiene como propósito identificar las características más relevantes de los estudiantes que presentan mora en la línea de crédito institucional de una universidad privada de Medellín durante el periodo 2022–2025. El análisis está orientado a comprender las causas y patrones que explican el incumplimiento, integrando variables académicas, financieras y socioeconómicas. Esta caracterización permite perfilar a los beneficiarios con obligaciones vencidas y reconocer los factores comunes asociados al no pago, lo cual constituye un insumo fundamental para la gestión del riesgo crediticio.

La identificación de estos factores es esencial para el diseño de estrategias de prevención y mitigación, pues permite anticipar comportamientos de deterioro y orientar los esfuerzos institucionales hacia acciones focalizadas. Asimismo, esta caracterización sirve como base para la construcción del modelo predictivo de pérdida esperada, que integra la probabilidad de incumplimiento (PD), la exposición al momento de la mora (EAD) y la pérdida dada el incumplimiento (LGD) (Ospina Mejía, 2015; Chatterjee, 2016).

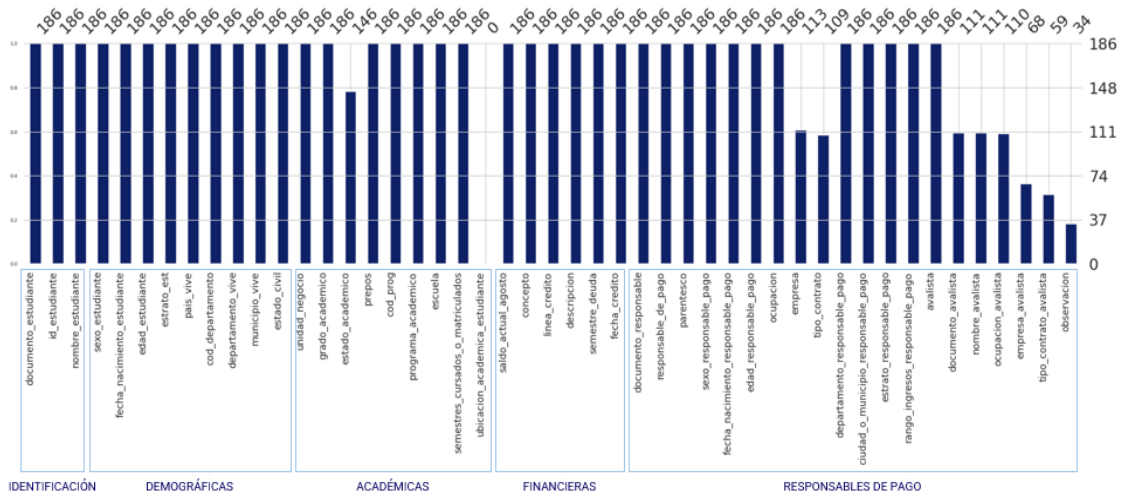
### **Depuración y preparación de los datos**

La calidad de los datos es fundamental en el análisis del riesgo crediticio, ya que determina la validez de los resultados y la calidad de las conclusiones (Saavedra García, 2010). Para este objetivo, se utilizó la base institucional que consolida el comportamiento de pago de los beneficiarios de la línea de crédito. Esta base de datos contiene 14.311 transacciones de crédito educativo, con 55 variables agrupadas en cinco categorías: identificación, información demográfica, académica, financiera y datos del responsable de pago. De este total, 186 estudiantes

presentan saldo en mora al cierre de septiembre de 2025, y constituyen la población de referencia para los análisis posteriores.

El proceso de depuración y preparación de los datos comprendió la eliminación de registros duplicados, el tratamiento de valores nulos en variables críticas y la estandarización de categorías que enriquecen el análisis, algunas como: edad del estudiante, ciclo de inicio de mora, promedio académico y ratio deuda/ingreso, este último utilizado como indicador de capacidad de pago (Banco Mundial, 2018). Asimismo, se excluyeron variables vacías, y se corrigieron inconsistencias categóricas como la edad de mora, para asegurar la coherencia de los datos.

El resultado de este proceso fue una base de datos estructurada, depurada y confiable, que constituyó el insumo central para los análisis descriptivos y la caracterización del comportamiento de la cartera desarrollados en este estudio. El análisis de completitud de la base de datos evidenció una alta consistencia y cobertura de la información, alcanzando el 100% en las variables de identificación, demográficas y académicas (ver Figura 1). Los vacíos se concentran principalmente en las variables asociadas a los responsables de pago, particularmente en el campo *empresa del responsable*, debido a que no todos los créditos cuentan con este dato o no aplica para casos de responsables independientes. En cuanto a la *ubicación académica del estudiante*, esta aparece como nula debido a que la institución no registra explícitamente el semestre cursado; dicho valor se infiere a partir del número de créditos aprobados, lo que permite aproximar el avance, pero no determinar con exactitud el semestre real. En términos generales, la base presenta una calidad de información adecuada para el desarrollo de los análisis descriptivos que integran el primer capítulo.



**Figura 1** Análisis de nulos

**Fuente:** Información institucional (2025)

## ANÁLISIS DESCRIPTIVO

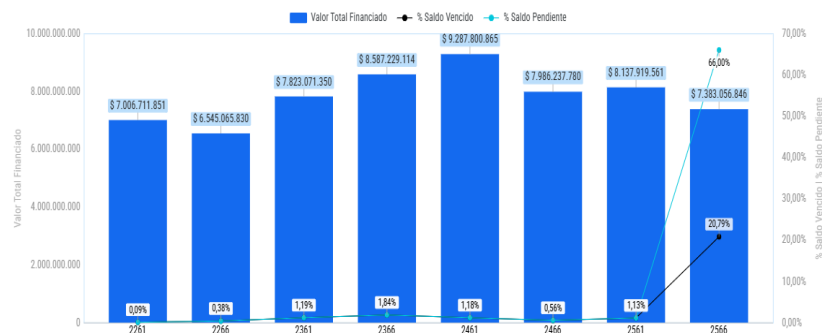
A partir de la base de datos depurada se realizó un análisis descriptivo orientado a caracterizar la cartera en mora a partir de variables académicas, financieras y socioeconómicas. Para los efectos de este estudio, se entiende por cartera en mora aquella cuyos pagos presentan un retraso frente a la fecha pactada, de acuerdo con los criterios institucionales y los lineamientos de riesgo crediticio (Ospina Mejía, 2015a).

El análisis incluyó la revisión de distribuciones de frecuencia y medidas de tendencia central, representadas mediante gráficos de barras, lo que permitió identificar patrones y diferencias relevantes entre los perfiles de estudiantes que presentan incumplimiento.

Este ejercicio constituye la base para el análisis del riesgo crediticio y la estimación posterior del modelo de pérdida esperada.

A continuación, se presentan los hallazgos del análisis descriptivo realizado sobre la cartera del crédito educativo institucional. En primer lugar, se examinó la evolución del valor total financiado y el comportamiento de la mora. Posteriormente, se revisó la distribución de la cartera según el semestre académico, grado académico y la línea de crédito. Finalmente, se analizó la segmentación de los beneficiarios con base en variables académicas, financieras y socioeconómicas, con el propósito de identificar diferencias sustantivas entre los perfiles de estudiantes que presentan incumplimiento.

## EVOLUCIÓN DE LOS VALORES FINANCIADOS



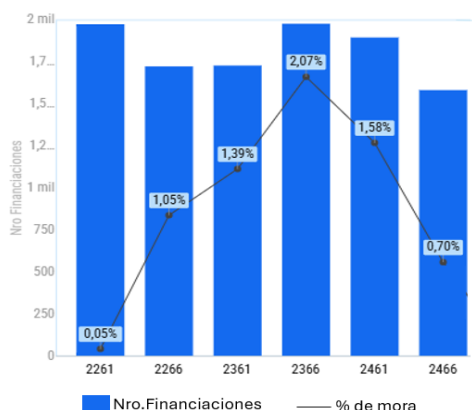
**Figura 2** Valor total financiado, porcentaje de saldo vencido y porcentaje de saldo pendiente por ciclo académico

**Fuente:** Información institucional (2025)

Como se observa en la Figura 2, entre los semestres 2261 y 2461 la línea de crédito institucional mantuvo un crecimiento sostenido en el valor total financiado, pasando de \$7.007 millones de pesos en el primer semestre de 2022 a \$9.288 millones de pesos en el primer semestre de 2024. Este comportamiento evidencia la consolidación del crédito educativo como un mecanismo relevante de acceso y permanencia estudiantil dentro de la institución. Durante este periodo se identificó que las tasas de mora asociadas a los valores aprobados se mantuvieron en

niveles bajos, lo que sugiere una gestión del riesgo crediticio adecuada y un comportamiento de pago relativamente estable por parte de los beneficiarios.

### DISTRIBUCIÓN DE LA CARTERA POR SEMESTRE ACADÉMICO



**Figura 3** *Número de financiaciones y porcentaje en mora por semestre*

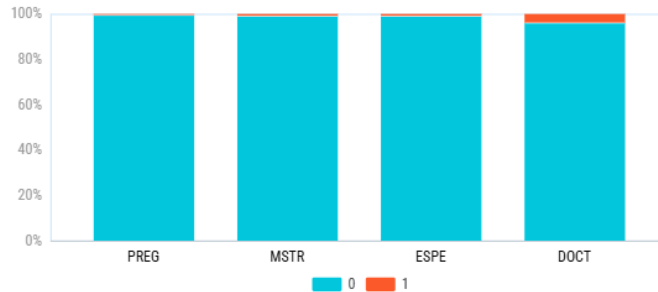
**Fuente:** Información institucional (2025)

En relación con el porcentaje de mora, se observa un incremento progresivo desde 0,05% en el semestre 2261 hasta alcanzar aproximadamente 2,07% en el semestre 2366, lo que evidencia un aumento temporal en la vulnerabilidad del portafolio. Posteriormente, este porcentaje disminuye hasta 0,70% en el semestre 2466, reflejando una recuperación en el comportamiento de pago. El porcentaje de mora correspondiente a 2025 no se calcula, debido a que el semestre aún está en curso y la información no se encuentra consolidada.

Este patrón sugiere que, aunque el número de financiaciones se mantuvo relativamente estable a lo largo del periodo analizado, el portafolio experimentó un pico de riesgo en 2023. Este incremento puede explicarse por la flexibilización en las condiciones de otorgamiento implementada por la institución como medida de alivio económico para mitigar los efectos persistentes de la pandemia, lo que pudo haber incorporado perfiles con mayor probabilidad de

incumplimiento. La posterior reducción del porcentaje de mora evidencia la estabilización gradual del comportamiento de pago tras el periodo de ajuste.

### DISTRIBUCIÓN DE LA CARTERA POR GRADO ACADÉMICO



MORA	PREG	MSTR	ESPE	DOCT
0	66,33%	13,28%	18,96%	0,16%
1	0,59%	0,28%	0,38%	0,01%

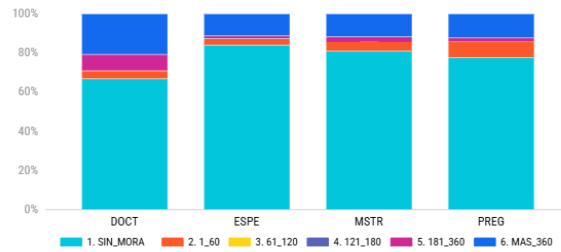
**Figura 4** *Financiaciones por grado y mora*

**Fuente:** Información institucional (2025)

La Figura 4 muestra que la mayor proporción de financiaciones corresponde a programas de pregrado, con el 66,33% del total, seguida por especialización (18,96%) y maestría (13,28%), mientras que el doctorado representa una participación marginal (0,16%). En cuanto a la morosidad, la incidencia es baja en todos los niveles de formación: de las 14.311 financiaciones analizadas, apenas el 1,3% (186 créditos) ha ingresado en estado de mora.

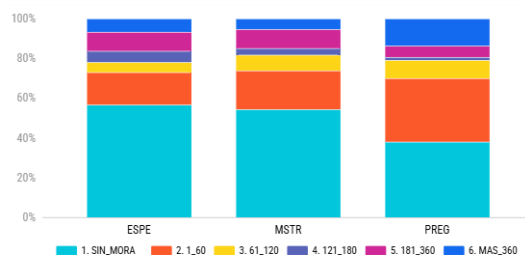
Este comportamiento sugiere que, aunque el riesgo crediticio general es bajo, la mayor cantidad de casos se concentra en pregrado debido a su volumen, mientras que los programas de posgrado, a pesar de tener menos créditos, presentan una vulnerabilidad relativa mayor por las características de sus montos y plazos de financiación.

## DISTRIBUCIÓN DE LA CARTERA POR LA LÍNEA DE CRÉDITO



**Figura 5** *Financiaciones por grado y edad de mora línea de corto plazo*

**Fuente:** Información institucional (2025)



**Figura 6** *Financiaciones por grado y edad de mora línea de largo plazo*

**Fuente:** Información institucional (2025)

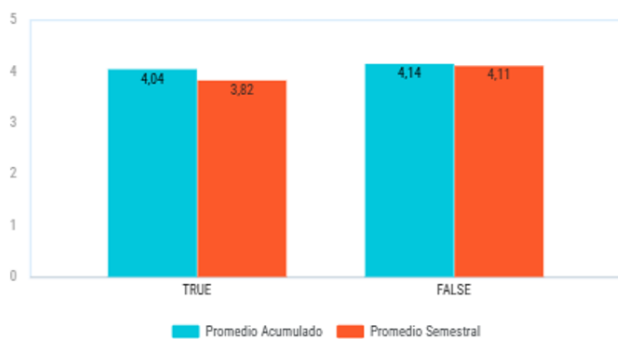
La Figura 5 muestra la distribución de la línea de crédito de corto plazo y la Figura 6 presenta la información de la línea de largo plazo por nivel académico. En la línea de corto plazo, los créditos de especialización y maestría registran los mayores niveles de cumplimiento.

En la línea de largo plazo el comportamiento de la cartera muestra mayores diferencias para cada grado académico: la mayor proporción de deuda sin mora se encuentra en la especialización y el mayor incumplimiento se encuentra en los estudiantes de pregrado. La edad

de mora temprana, de 1–60 días, se encuentra presente en todos los grados académicos, con una mayor participación en pregrado y maestría. En conclusión, los resultados demuestran que la cartera de posgrado, maestría y especialización, tiene un comportamiento más estable y la cartera de pregrado representa un mayor riesgo crediticio.

## SEGMENTACIÓN POR VARIABLES ACADÉMICAS

Luego de analizar la evolución y el comportamiento de la cartera en mora, resulta pertinente analizar las variables académicas que caracterizan a los beneficiarios del crédito educativo, con el fin de determinar si factores como el rendimiento académico se asocian con la probabilidad de incumplimiento de la obligación financiera.



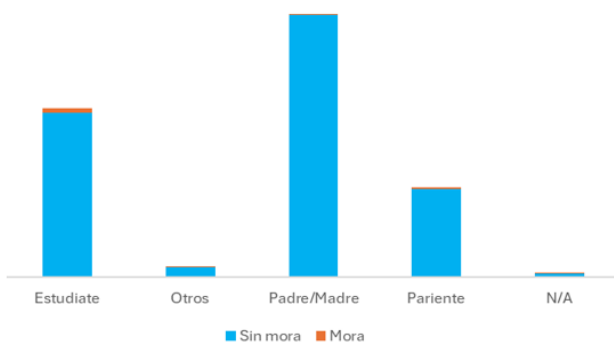
**Figura 7** Promedio académico vs. mora

**Fuente:** Información institucional (2025)

La Figura 7 evidencia que los estudiantes en mora tienden a registrar un promedio acumulado y semestral ligeramente inferior al de aquellos que se encuentran al día en su obligación financiera. No obstante, las diferencias observadas entre ambos grupos no son sustanciales, lo que sugiere que el rendimiento académico, por sí solo, no constituye un factor determinante del incumplimiento, aunque sí puede contribuir a perfilar ciertos niveles de vulnerabilidad.

## SEGMENTACIÓN POR VARIABLES FINANCIERAS

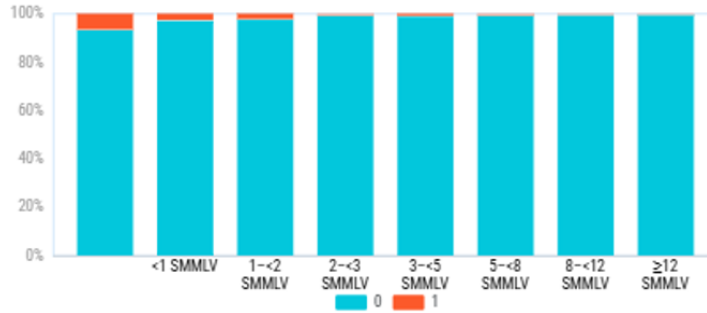
En relación con los factores financieros asociados a los créditos en mora, se analizaron variables del responsable de pago, como el parentesco con el estudiante, el nivel de ingresos y el tipo de contrato o actividad económica. Estos elementos permiten aproximar la estabilidad económica del deudor y su capacidad para cumplir con la obligación financiera, aportando evidencia relevante sobre la relación entre las condiciones económicas del responsable y la probabilidad de incumplimiento.



**Figura 8** *Financiaciones por parentesco del responsable de pago y mora*

**Fuente:** Información institucional (2025)

Como se observa en la Figura 8, la mayor proporción de los créditos financiados tiene como responsable de pago al padre o la madre, seguidos por los propios estudiantes, parientes y, en menor medida, otros responsables. No obstante, la mayor participación de créditos en mora corresponde a los estudiantes que son responsables directos de su financiación. Este comportamiento es especialmente frecuente en los programas de posgrado, donde el crédito suele ser asumido por el mismo estudiante debido a su capacidad de pago. Lo anterior sugiere que, aunque este grupo no es el más numeroso en términos de aprobaciones, sí concentra un nivel de riesgo más elevado.



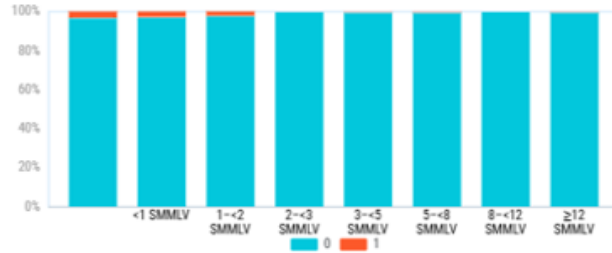
CATEGORIA	N/A	%	<1 SMMLV	%	1-<2 SMMLV	%	2-<3 SMMLV	%	3-<5 SMMLV	%	5-<8 SMMLV	%	8-<12 SMMLV	%	≥12 SMMLV	%
1	8	7%	9	3%	27	3%	20	1%	59	1%	32	1%	14	1%	11	1%
0	107	93%	287	97%	999	97%	1958	99%	4520	99%	3132	99%	1671	99%	1457	99%
# CREDITOS	115	1	296	1	1026	1	1978	1	4579	1	3164	1	1685	1	1468	1

**Figura 9** *Financiamientos por salario del responsable de pago y mora*

**Fuente:** Información institucional (2025)

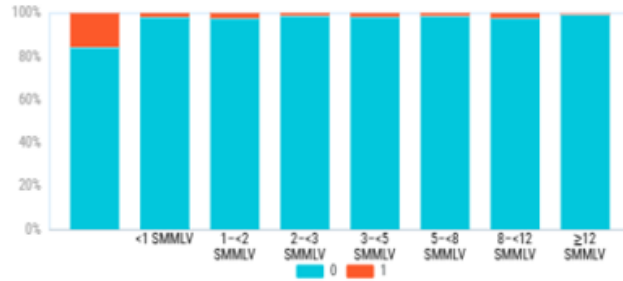
La Figura 9 presenta la distribución de las financiamientos según el nivel de ingresos del responsable de pago y su relación con la morosidad. Los rangos entre 1 y 3 SMMLV agrupan el 23% de la población analizada y registran una mayor proporción de créditos en mora respecto al total de financiamientos aprobadas en ese intervalo, lo que permite caracterizarlos como un segmento de alto riesgo. Por su parte, el rango entre 3 y 8 SMMLV concentra el mayor número de créditos aprobados (54%), pero exhibe niveles relativamente bajos de morosidad en relación con su volumen, lo que sugiere un perfil de riesgo moderado. El grupo de ingresos superiores a 8 SMMLV representa el 22% de los responsables de pago y presenta una participación en mora similar a la del rango intermedio, lo que indica mayor estabilidad financiera. Finalmente, el 1% de los casos no reportó información sobre ingresos, lo que impide su clasificación dentro de los rangos establecidos.

Al profundizar el análisis por grado académico, se hace posible identificar cómo varía el nivel de ingresos de los responsables de pago en los créditos en mora entre pregrado y posgrado, permitiendo una evaluación más precisa de los perfiles de riesgo asociados a cada segmento.



**Figura 10** *Financiaciones por salario del responsable de pago y mora pregrado*

**Fuente:** Información institucional (2025)



**Figura 11** *Financiaciones por salario del responsable de pago y mora posgrado*

**Fuente:** Información institucional (2025)

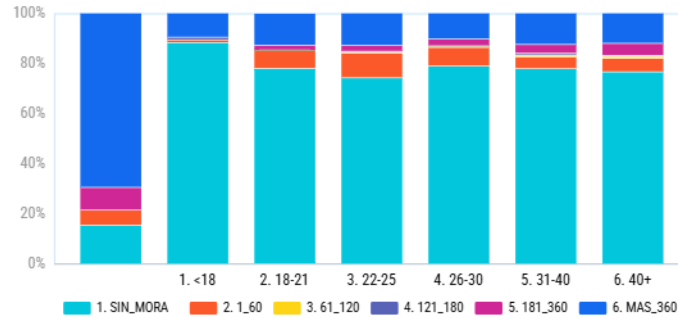
Los resultados evidencian diferencias claras en el comportamiento del crédito entre los distintos grados académicos. En pregrado (Figura 10), los créditos muestran un mejor desempeño en el pago, dado que la obligación suele estar a cargo de padres o acudientes con mayor estabilidad laboral y capacidad económica, lo que reduce de manera significativa la exposición al riesgo. La

mayor proporción de créditos aprobados se concentra en responsables de pago con ingresos superiores a tres salarios mínimos, mientras que la incidencia relativa de la mora es más alta entre aquellos con ingresos inferiores a dos salarios mínimos. En contraste, los responsables con ingresos superiores a ocho salarios mínimos presentan el mejor comportamiento de pago, lo cual es consistente con una mayor capacidad para atender sus obligaciones financieras.

En posgrado (Figura 11), donde los estudiantes suelen asumir directamente el pago de su formación, se observa una mayor vulnerabilidad al incumplimiento, especialmente en los rangos de ingresos más bajos. En este nivel, la mayor cantidad de créditos aprobados se concentra entre responsables con ingresos entre dos y ocho salarios mínimos; sin embargo, la proporción de créditos en mora en relación con los aprobados es más alta entre quienes reportan ingresos entre uno y dos salarios mínimos. Por su parte, los responsables con ingresos superiores a doce salarios mínimos muestran el mejor comportamiento de pago, lo cual es coherente con los costos más elevados de la matrícula en este nivel académico y con la necesidad de un mayor respaldo financiero para sostenerla.

## **SEGMENTACIÓN POR VARIABLES SOCIOECONÓMICAS**

Luego del análisis de las variables financieras, se presentan a continuación los resultados asociados a las condiciones socioeconómicas de los beneficiarios del crédito que se encuentran en mora. El objetivo es identificar si factores como la edad, el estrato socioeconómico y la unidad de negocio donde se originó el crédito inciden en el comportamiento de pago y en la probabilidad de incumplimiento dentro de la línea institucional de financiación educativa.

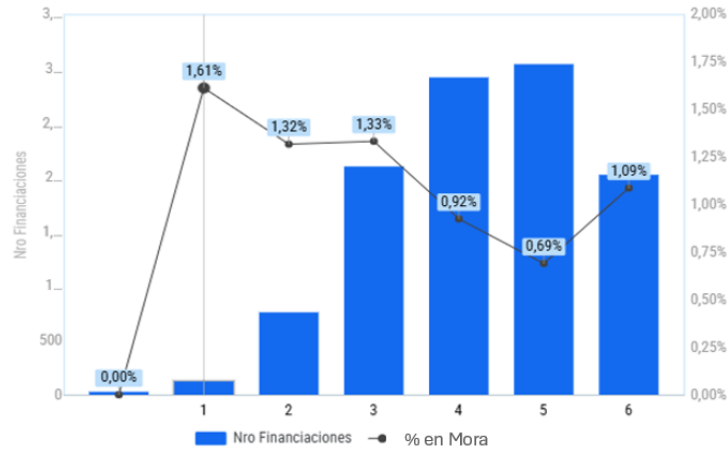


**Figura 12** *Financiaciones por edad y edad de mora*

**Fuente:** Información institucional (2025)

La Figura 12 muestra cómo varía el comportamiento de la cartera según el rango de edad de los beneficiarios y permite identificar diferencias en los niveles de mora. Los resultados evidencian que los beneficiarios mayores de 26 años presentan un mejor comportamiento de pago, lo cual se refleja en la alta proporción de créditos sin mora (color azul claro) en estos grupos etarios. Este patrón puede asociarse a una mayor estabilidad laboral y a ingresos más consolidados. En contraste, los estudiantes menores de 25 años registran una mayor incidencia de mora temprana (representada en color naranja), correspondiente a atrasos entre 1 y 60 días, comportamiento que podría explicarse por su dependencia económica de terceros y por una menor experiencia en la gestión de obligaciones financieras.

Otra variable socioeconómica relevante en esta caracterización es el comportamiento de los créditos según el estrato socioeconómico del responsable de pago.



**Figura 13** 3Financiaciones y porcentaje en mora por estrato del responsable de pago

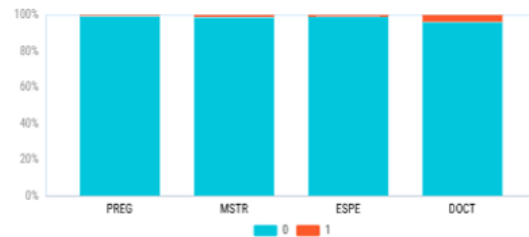
**Fuente:** Información institucional (2025)

La Figura 13 presenta la relación entre el porcentaje de créditos en mora y el estrato socioeconómico del responsable de pago. Se observa que el mayor volumen de financiaciones se concentra en los estratos 4 y 5, correspondientes a hogares de ingreso medio alto. No obstante, los mayores porcentajes de mora se registran en los estratos 1, 2 y 3, con participaciones del 1,61%, 1,32% y 1,33%, respectivamente, lo que evidencia una mayor probabilidad de incumplimiento en los hogares de menores ingresos.

A medida que aumenta el estrato socioeconómico, el porcentaje de créditos en mora tiende a disminuir, alcanzando su nivel más bajo en el estrato 5 (0,69%). Aunque en el estrato 6 se observa un ligero incremento (1,09%), este comportamiento puede explicarse por el menor tamaño de la muestra y por la concentración de créditos en rangos de ingreso específicos. En conjunto, los resultados confirman una relación inversa entre el nivel socioeconómico y la morosidad: los responsables de estratos bajos presentan un mayor riesgo crediticio, mientras que los de estratos medios y altos exhiben un comportamiento de pago más estable.

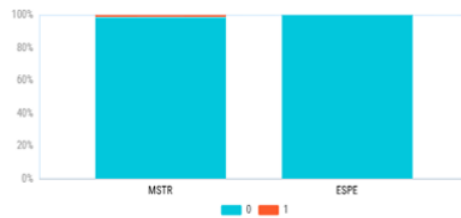
Este análisis sugiere que los hogares de estratos 1 y 2 podrían beneficiarse de mecanismos de apoyo complementarios, como becas, descuentos o esquemas de pago más flexibles, que contribuyan a mitigar el riesgo de incumplimiento y, al mismo tiempo, favorecer el acceso y la permanencia en la educación superior.

Por último, identificar la unidad de negocio (sedes) originadora del crédito y en cada grado académico, puede contribuir a identificar posibles diferencias en el comportamiento de pago de los beneficiarios según su ciudad de formación.



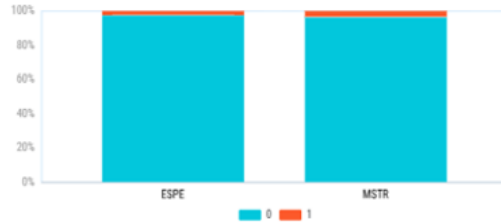
**Figura 14** *Financiaciones por grado y mora Medellín*

**Fuente:** Información institucional (2025)



**Figura 15** *Financiaciones por grado y mora Bogotá*

**Fuente:** Información institucional (2025)



**Figura 16** *Financiaciones por grado y mora Pereira*

**Fuente:** Información institucional (2025)



**Figura 17** *Financiaciones por grado y mora Rionegro*

**Fuente:** Información institucional (2025)

Las Figuras 14, 15, 16 y 17 permiten analizar el comportamiento de la mora por unidad de negocio y grado académico, evidenciando diferencias relevantes entre sedes. En Medellín, sede principal y de mayor volumen de créditos, se observa una distribución relativamente homogénea entre los distintos grados académicos y una baja proporción de casos en mora. El comportamiento de pago es especialmente favorable en maestría y especialización, mientras que en pregrado y doctorado se identifica una incidencia de mora relativamente mayor.

En las demás sedes, donde la oferta académica se concentra exclusivamente en programas de especialización y maestría, los patrones son diferenciados. Bogotá mantiene un nivel de cumplimiento alto, con una participación moderada de mora en maestría. En Pereira, aunque el

número de créditos aprobados es menor, se observa una mayor proporción de casos en mora en ambos niveles, con mayor incidencia en especialización. Finalmente, en Rionegro, donde solo se registran créditos en especialización, no se presentan casos en mora, reflejando un comportamiento de pago estable.

Desde la perspectiva financiera, las características del responsable de pago continúan siendo determinantes en la probabilidad de incumplimiento. En particular, los créditos asumidos directamente por estudiantes con ingresos inferiores a tres salarios mínimos muestran mayor vulnerabilidad, mientras que los estratos socioeconómicos bajos concentran una mayor incidencia de mora. Por el contrario, los hogares de estratos medios reflejan una relación más favorable entre capacidad de pago y demanda por financiación.

En términos socioeconómicos, variables como edad, estrato y ubicación geográfica también influyen en el comportamiento de pago. Los beneficiarios menores de 25 años presentan mayor frecuencia de mora temprana, los estratos 1, 2 y 3 registran las mayores probabilidades de incumplir y, territorialmente, Medellín muestra buen desempeño en posgrado pero una mayor vulnerabilidad en pregrado. Bogotá y Rionegro exhiben una cartera estable, mientras que Pereira presenta la mayor proporción de créditos en mora, en relación con el total colocado en esa sede.

## **ESTIMAR LA PÉRDIDA ESPERADA A TRAVÉS DE LA APLICACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO**

En el capítulo anterior se realizó la caracterización de la cartera del crédito educativo de una institución de educación superior, integrando variables académicas, financieras y socioeconómicas. Este análisis permitió identificar perfiles de alto riesgo, segmentos con mayor concentración de mora y diferencias relevantes entre niveles de formación, líneas de crédito y unidades de negocio.

En este capítulo se pasa de la descripción a la cuantificación del riesgo, mediante el cálculo de la pérdida esperada (PE) de la cartera financiada. Para ello se incorporan los tres componentes clásicos del riesgo de crédito: la probabilidad de incumplimiento (PD), la exposición al momento del incumplimiento (EAD) y la pérdida dada el incumplimiento (LGD).

El análisis se desarrolla utilizando las bases históricas de financiación y su comportamiento de pago entre 2022 y 2025, y se implementa en Python, lo que garantiza un proceso trazable, reproducible y técnicamente sólido.

Metodológicamente, se parte del lineamiento institucional de cobro prejurídico, según el cual:

- Los créditos de corto plazo (CP) y de largo plazo–período de estudio (LP–PE) deben remitirse a cobro prejurídico al acumular doce meses o más sin pago desde la originación del crédito y tener saldo vencido pendiente.
- Los créditos de largo plazo (LP) en etapa de pago deben remitirse a cobro prejurídico al acumular tres meses o más de mora con saldo vencido pendiente.

Estos criterios se utilizan para definir el incumplimiento técnico (*default*) que alimenta la variable objetivo del modelo de probabilidad de incumplimiento (PD). De esta manera, el modelo se alinea con la práctica interna y evita definiciones arbitrarias de mora severa.

## **MARCO CONCEPTUAL DE LA PÉRDIDA ESPERADA**

De acuerdo con los estándares de riesgo de crédito, la pérdida esperada (PE) corresponde al valor promedio que se estima perder en un horizonte determinado, dada la probabilidad de que el deudor incumpla y la proporción del saldo que no será recuperada. Su cálculo se expresa mediante la fórmula ampliamente aceptada en regulación bancaria internacional y aplicable al crédito educativo (Ospina Mejía, 2015c):

$$PE = PD * EAD * LGD$$

Donde:

*PD (Probability of default) = Probabilidad de incumplimiento*

*EAD (Exposure at default) = Exposición al incumplimiento*

*LGD (Loss given default) = Pérdida dado el incumplimiento*

La probabilidad de incumplimiento (PD) se define como la probabilidad de que un crédito alcance el estado de *default* antes descrito, dentro del horizonte de observación analizado. La PD se estima mediante un modelo de regresión logística, utilizando únicamente información disponible al momento de originar el crédito. Esto es clave para evitar el uso de información futura y asegurar que el modelo pueda utilizarse en la originación real.

Por otro lado, la exposición al incumplimiento (EAD) aproxima el saldo de capital que la universidad tiene en riesgo si el crédito entra en mora severa. Dadas las características de la

información disponible, se utiliza el saldo pendiente de capital al corte del 30 de septiembre de 2025 como una aproximación razonable al valor expuesto. Esta decisión es coherente con la práctica de riesgo de crédito, donde el saldo pendiente es el principal referente de exposición.

Finalmente, la pérdida dada el incumplimiento (LGD) refleja la proporción de dicha exposición que no sería recuperada en caso de *default*. En ausencia de una base histórica consolidada de procesos de recuperación (pagos prejurídicos y jurídicos), se adopta un supuesto conservador de LGD del 60%, equivalente a una tasa de recuperación del 40%. Este valor se sitúa dentro de los rangos comunes reportados para créditos de consumo sin garantía real y portafolios con población de ingresos medios y bajos.

Esta estructura PD–EAD–LGD permite no solo estimar la pérdida esperada total de la cartera, sino también comparar el riesgo entre distintos segmentos (grado académico, línea de crédito, unidad de negocio) y orientar decisiones de política crediticia y de cobranza.

## **FUENTES DE DATOS Y CONSTRUCCIÓN DE LA MUESTRA**

La base de datos consolidada utilizada en el análisis integra la información de todos los créditos financiados. Esta incluye variables académicas (programa cursado, el grado académico, el valor de la matrícula y el porcentaje financiado), así como características socioeconómicas tanto del estudiante como del responsable de pago. Adicionalmente, incorpora información detallada sobre el comportamiento de pago del crédito, incluyendo saldos vigentes, estado de mora, registro de cobro prejurídico, tipo de financiación y la fecha de originación de cada contrato.

Para la variable objetivo (*default*), se definió el incumplimiento técnico de acuerdo con la política institucional:

- Créditos CP y LP–PE: se consideran en *default* si acumulan 12 meses o más de mora con saldo vencido pendiente.
- Créditos LP: se consideran en *default* si acumulan 3 meses o más de mora con saldo vencido pendiente.

Esta definición garantiza la coherencia con los procedimientos de cobro, evita subestimar el deterioro temprano del portafolio y permite que el modelo represente adecuadamente el riesgo que la institución efectivamente asume.

Para las variables explicativas, se seleccionaron aquellas disponibles al momento de originar el crédito, agrupadas así: académicas (grado académico, programa, sede o unidad de negocio), financieras (valor de matrícula, porcentaje financiado, monto financiado, número de cuotas, tipo y plan de financiación) y socioeconómicas (edad, estrato, ciudad, parentesco del responsable, actividad económica, nivel de ingresos del responsable).

Se excluyeron deliberadamente variables que representan el comportamiento posterior al desembolso (edad de mora, saldo vencido, número de cuotas en atraso), con el fin de evitar que el modelo se contamine con información que solo se conoce después de concedido el crédito. Esto asegura un uso prospectivo del modelo en la originación.

## **METODOLOGÍA PARA LA ESTIMACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO (PD)**

Para estimar la PD se aplicó un modelo predictivo mediante regresión logística, técnica ampliamente utilizada en modelos de *credit scoring* y riesgo de crédito, por su equilibrio entre capacidad predictiva e interpretabilidad.

La regresión logística permite estimar, para cada contrato de crédito, la probabilidad de encontrarse en estado de *default* (1) frente a *no default* (0) y, además, analizar el sentido del efecto de cada variable (si incrementa o reduce la probabilidad de incumplimiento), lo que aporta información valiosa para el diseño de políticas de crédito.

Previo al entrenamiento del modelo se realizó un proceso de preparación de los datos, que incluyó el tratamiento de valores faltantes, la transformación de variables categóricas y la normalización de las variables numéricas. Asimismo, la base se dividió en conjuntos de entrenamiento (70%) y prueba (30%), preservando la proporción de créditos en *default* y *no default* (estratificación), con el fin de evaluar el desempeño del modelo de manera más efectiva.

En el entrenamiento y validación de la probabilidad de incumplimiento, las siguientes métricas sirven para corroborar que el modelo de probabilidad de incumplimiento (PD) esté bien construido y funcione adecuadamente para garantizar que el resultado sea sólido y, por tanto, que la pérdida esperada (PE) se calcule correctamente:

- AUC (área bajo la curva): mide la capacidad del modelo para asignar una probabilidad mayor a un crédito moroso que a uno cumplido.
- *Recall* (sensibilidad): proporción de créditos morosos correctamente identificados por el modelo. En otras palabras, de todos los créditos que entraron en mora, ¿cuántos detectó el modelo correctamente?
- Precisión: proporción de créditos predichos como morosos que efectivamente terminaron en mora.
- *Accuracy* (exactitud global): mide el porcentaje total de predicciones correctas del modelo.

El modelo fue implementado en Python, utilizando la librería *scikit-learn*. Los resultados fueron los siguientes:

- $AUC = 0,89$ : indica una alta capacidad discriminatoria; en el 89% de las comparaciones, el modelo asigna una mayor probabilidad de *default* a un crédito que efectivamente incurre en mora que a uno que no lo hace.
- $Recall = 0,72$ : el modelo identifica correctamente el 72% de los créditos que llegaron a estado de incumplimiento; esto lo convierte en una herramienta útil para la detección temprana del riesgo.
- Precisión = 0,06: aunque es baja, este resultado es coherente con el fuerte desbalance entre créditos morosos y cumplidos. El modelo prefiere “pecar por exceso” (marcar más casos en riesgo) para no dejar de identificar morosos reales, lo cual es razonable en un contexto donde los costos de no detectar un incumplimiento son elevados.
- $Accuracy = 0,91$ : esta exactitud global del 91% no es representativa debido al fuerte desbalance entre créditos morosos y cumplidos.

```

*** AUC ex ante: 0.893393915957721
      precision    recall  f1-score   support

     0         1.00      0.91      0.95     4310
     1         0.06      0.72      0.12         36

   accuracy                   0.91     4346
  macro avg                   0.53     4346
 weighted avg                   0.99     4346

```

**Figura 18** Métricas del modelo de probabilidad de incumplimiento (PD) en Python

**Fuente:** Elaboración propia con base en la ejecución del modelo en Python

El *accuracy* de 91% no indica un mal desempeño, sino que refleja la alta proporción de créditos cumplidos en la cartera. Sin embargo, en contextos con baja incidencia de mora, esta

métrica tiende a sobreestimarse porque no es la métrica adecuada para evaluar modelos donde la mora es minoritaria. De manera similar, la precisión del modelo 0.06 tampoco debe interpretarse como un resultado negativo, pues en portafolios altamente desbalanceados entre cumplidos y morosos, es habitual que esta métrica sea baja. Por ello, se emplean métricas más informativas como el AUC y el *recall*, las cuales confirman que el modelo distingue bien entre créditos cumplidos e incumplidos y detecta la mayoría de los casos de mora.

## **ESTIMACIÓN DE LAS PROBABILIDADES DE INCUMPLIMIENTO**

Una vez entrenado, el modelo generó para cada crédito una probabilidad individual de incumplimiento (PD), la cual constituye el insumo principal para el cálculo de la pérdida esperada (PE) y para segmentar el portafolio por niveles de riesgo y diseñar políticas diferenciadas de originación y cobranza.

Además, se calcularon promedios de probabilidad de incumplimiento (PD) para distintos niveles, incluyendo la cartera total, los segmentos de pregrado y posgrado, cada uno de los grados académicos (pregrado, especialización, maestría y doctorado) y las diferentes líneas de crédito, con el fin de identificar patrones de riesgo y variaciones significativas entre estos grupos.

- Probabilidad de incumplimiento (PD) por promedio total de la cartera

PD promedio de la cartera: 0.1570 (15.70%)

- Probabilidad de incumplimiento (PD) por pregrado y posgrado

```

--- PD promedio por segmento (Pregrado vs Posgrado) ---
NIVEL_FORMACION
Posgrado    0.250283
Pregrado    0.111026
Name: PD_exante, dtype: float64

En porcentaje:
NIVEL_FORMACION
Posgrado    25.03
Pregrado    11.10
Name: PD_exante, dtype: float64

```

- Probabilidad de incumplimiento (PD) por grado académico

```

--- PD promedio por grado académico (código) ---
GRADO_pag
DOCT    0.013250
ESPE    0.282978
MSTR    0.229327
PREG    0.111026
Name: PD_exante, dtype: float64

En porcentaje:
GRADO_pag
DOCT     1.33
ESPE    28.30
MSTR    22.93
PREG    11.10
Name: PD_exante, dtype: float64

```

- Probabilidad de incumplimiento (PD) por línea de crédito

```

--- PD promedio por línea de crédito ---
TIPO_FINANCIACION
CP      0.126018
LP      0.906480
LP-PE   0.095183
Name: PD_exante, dtype: float64

En porcentaje:
TIPO_FINANCIACION
CP      12.60
LP      90.65
LP-PE   9.52
Name: PD_exante, dtype: float64

```

**Figura 19** Probabilidad de incumplimiento promedio (PD)

**Fuente:** Elaboración propia con base en la ejecución del modelo en Python

Los resultados muestran que la probabilidad promedio de incumplimiento de la cartera institucional es de 15,7%, lo que significa que, en promedio, uno de cada seis créditos podría llegar

al nivel de mora definido en la política de cobro. Sin embargo, existen diferencias importantes dentro de la cartera. Al analizar la PD por grado académico, se observan contrastes marcados. Los créditos de pregrado muestran una probabilidad promedio de incumplimiento del 11,1%, mientras que en posgrado alcanza el 25,1%, es decir, más del doble. Dentro del posgrado, las especializaciones registran el mayor promedio de PD con el 28,3%, seguidas por las maestrías con 22,9% y, en contraste, los créditos de doctorado muestran un riesgo bajo 1,3%.

Las diferencias también son evidentes según la línea de crédito. Largo plazo (LP) es, con amplio margen, la de mayor riesgo, con una PD promedio del 90,65%, es decir, nueve de cada diez créditos de esta línea presentan alta probabilidad de avanzar a mora severa. Este resultado es coherente con la naturaleza del producto: plazos largos, acumulación de saldo de largo plazo y mayor sensibilidad a los cambios en el ingreso del hogar. Por otro lado, el corto plazo (CP) muestra una PD promedio de 12,60%, asociada a un riesgo moderado y a una mayor disciplina de pago, dado que la obligación se cancela en plazos más cortos. Finalmente, la modalidad LP-PE, asociada al período de estudio, presenta la PD más baja 9,52%, indicando un comportamiento de pago más estable durante la etapa académica del estudiante.

En síntesis, los resultados indican que el riesgo de incumplimiento no es uniforme y varía de manera significativa según el grado académico y la línea de crédito. Este hallazgo respalda la necesidad de aplicar políticas diferenciadas tanto en la originación del crédito, como en el seguimiento y la cobranza. En particular, la línea de largo plazo requiere intervenciones más estrictas, por ejemplo, mayores exigencias de garantías, validaciones robustas de capacidad de pago y monitoreo temprano en la gestión de cobro, mientras que, en posgrado, especialmente en especializaciones, resulta pertinente implementar evaluaciones más rigurosas y estrategias de acompañamiento más intensivo.

## **ESTIMACIÓN DE LA EXPOSICIÓN (EAD) Y LA PÉRDIDA DADA EL INCUMPLIMIENTO (LGD)**

La EAD de cada crédito se estimó como el saldo pendiente de capital al corte del 30 de septiembre de 2025, según se registra en la vista de pagos. Esta aproximación es consistente con la práctica de gestión de riesgo, en la cual el saldo pendiente es el principal indicador del monto en riesgo. Dado que no se cuenta con proyecciones detalladas de flujos futuros, utilizar el saldo pendiente evita sobreestimar o subestimar la exposición real.

En relación con la LGD, la Institución no dispone aún de una serie histórica suficientemente robusta sobre los resultados de procesos de cobro prejurídico y jurídico (montos efectivamente recuperados, tiempos de recuperación, costos asociados). Por esta razón, se adopta un LGD del 60% (suelen ubicarse entre el 50% y el 80%) para todo el portafolio, equivalente a una tasa de recuperación del 40%. A continuación, el resultado en la Figura 20:

EAD promedio por crédito (nuevo): 7,333,961 COP  
EAD total de la cartera (nuevo): 106,239,754,815 COP

### **Figura 20** *Estimación de la exposición EAD y la pérdida dada el incumplimiento LGD*

**Fuente:** Elaboración propia con base en la ejecución del modelo en Python

Los resultados agregados muestran que:

- La EAD promedio es de aproximadamente \$7 millones de pesos por crédito, lo cual es coherente con los montos típicos de financiación de matrícula y, a nivel individual, no representa un riesgo extremo.

- La EAD total de la cartera analizada asciende a \$106.239 millones de pesos, lo que refleja un volumen significativo de capital expuesto, aunque manejable en relación con la escala operativa de la Universidad.
- El LGD del 60% se mantiene constante para todos los créditos en este ejercicio, constituyendo un supuesto conservador que podría revisarse en el futuro cuando se disponga de información más precisa de recuperaciones.

### **CÁLCULO DE LA PÉRDIDA ESPERADA (PE) INDIVIDUAL Y AGREGADA**

Con los tres componentes definidos, la pérdida esperada se calcula como:

$$PE = PD * EAD * LGD$$

Asimismo, la pérdida esperada total del portafolio se obtiene como la suma de las pérdidas esperadas individuales:

$$PE_{Total} = \sum_i PE_i$$

Pérdida esperada total (nueva): 14,144,880,861 COP

#### **Figura 21** *Pérdida esperada total*

**Fuente:** Elaboración propia con base en la ejecución del modelo en Python

### **PE POR GRADO ACADÉMICO, UNIDAD DE NEGOCIO Y LÍNEA DE CRÉDITO**

Al profundizar en la distribución de la PE por segmentos, se observa una marcada concentración del riesgo:

```

... --- EAD y PE por grado académico ---
      EAD_promedio  EAD_total  PE_total
GRADO_pag
DOCT      5436409.0   130473812  2.124520e+05
ESPE      6273422.0   12314726907  2.404985e+09
MSTR      8373265.0   23369781506  4.640126e+09
PREG      7254303.0   70424772590  7.099557e+09

--- EAD y PE por unidad de negocio ---
      EAD_promedio  EAD_total  PE_total
UN_NEGOCIO_pag
BOGOT     10854755.0   5221137354  1.512836e+09
LLGRA     5375550.0   155890955  9.863600e+04
MEDEL     7254361.0   96504768695  1.180749e+10
PEREI     6475420.0   4357957811  8.244525e+08

--- EAD y PE por línea de crédito ---
      EAD_promedio  EAD_total  PE_total
TIPO_FINANCIACION
CP        7311081.0   81562424539  6.068485e+09
LP        19995527.0  13576962684  7.405588e+09
LP-PE     4187238.0   11100367592  6.708078e+08

```

**Figura 22** Pérdida esperada por grado académico, unidad de negocio y línea de crédito

**Fuente:** Elaboración propia con base en la ejecución del modelo en Python

#### *Por grado académico*

- Pregrado concentra la mayor exposición con un EAD total de \$70.424 millones, lo que se traduce en una PE de \$7.099 mil millones. Esta concentración obedece principalmente al volumen de estudiantes financiados, más que a un riesgo individual desproporcionado.
- Las maestrías (EAD de \$23.370 millones) y las especializaciones (EAD de \$12.315 millones) presentan PE de \$4.640 mil millones y \$2.405 mil millones, respectivamente. Aunque su EAD es menor que la de pregrado, su mayor PD hace que contribuyan de manera importante al riesgo total.
- El doctorado tiene una EAD marginal de \$13 millones y una PE muy baja de \$210 millones, de modo que su peso en el riesgo agregado es prácticamente irrelevante.

*Por unidad de negocio (sede)*

- La sede Medellín concentra casi toda la exposición, con una EAD de \$96.505 millones y una PE de \$11.807 millones, coherentes con su tamaño y número de estudiantes.
- Bogotá presenta una EAD de \$5.221 millones y PE de \$1.513 millones, mientras que Pereira registra EAD de \$4.359 millones y PE de \$824 millones. Ambas sedes tienen niveles moderados de exposición y pérdida esperada.
- Llanogrande participa de manera marginal, con EAD de \$1.559 millones y PE de \$98 millones.

*Por línea de crédito*

- La línea de corto plazo (CP) presenta la mayor EAD con \$81.562 millones, siendo el producto de financiación predominante. Su PE de \$6.068 millones es consistente con su volumen.
- La línea de largo plazo (LP), aunque tiene una EAD significativamente menor (\$13.577 millones), genera una PE de \$7.406 millones, superior a CP. Esto implica que cada peso financiado en LP soporta un riesgo mucho más alto, debido a las elevadas probabilidades de incumplimiento asociadas a esta modalidad.
- La línea LP-PE tiene una EAD de \$11.180 millones y la PE más baja (\$708 millones), lo que indica un comportamiento relativamente más estable.

En conjunto, los resultados muestran que el riesgo de la cartera se explica por una combinación de volumen financiado en el caso de pregrado y la línea del corto plazo, como por el

riesgo inherente del producto, como en el caso de la línea de largo plazo, siendo esta última línea la que más presiona la pérdida esperada por unidad de exposición.

En este capítulo se cuantificó el riesgo crediticio de la línea de financiación institucional mediante la estimación de la pérdida esperada (PE), integrando los tres componentes fundamentales del riesgo de crédito: la probabilidad de incumplimiento (PD), la exposición al momento del incumplimiento (EAD) y la pérdida dada el incumplimiento (LGD). Esta estructura permitió medir de manera completa el riesgo inherente al portafolio y analizarlo en función de distintos segmentos académicos y financieros.

Para la estimación de la PD se construyó un modelo predictivo de regresión logística, alineado con la definición institucional del *default* técnico y desarrollado a partir de la información histórica de los créditos otorgados entre 2022 y 2025. El modelo se estimó exclusivamente con variables observables al momento de la originación, lo cual garantiza su aplicabilidad práctica en los procesos de aprobación del crédito y evita incorporar información futura que pueda sesgar los resultados.

El modelo presentó un desempeño sólido: alcanzó un AUC de 0,89 y un *recall* del 72%, evidenciando una alta capacidad para discriminar entre créditos de alto y bajo riesgo y para identificar la mayoría de los casos que efectivamente evolucionaron hacia incumplimiento. La PD promedio del portafolio fue del 15,7%, con variaciones significativas según grado académico y línea de financiación. Los programas de posgrado, particularmente las especializaciones, junto con la línea de largo plazo (LP), se consolidan como los segmentos de mayor riesgo relativo dentro de la cartera.

Al combinar la PD estimada con la exposición real del portafolio (que supera los \$106.239 millones de pesos) y con un LGD conservador del 60%, la pérdida esperada total se calcula en \$14.144 millones de pesos, lo que corresponde aproximadamente al 13% del valor financiado. Este resultado es coherente con las características del portafolio institucional, el cual no cuenta con garantías reales, está dirigido en buena medida a hogares de ingresos medios y bajos, y contempla productos con un riesgo inherente más elevado, como los créditos de largo plazo.

El análisis por segmentos muestra que pregrado aporta la mayor exposición y pérdida esperada debido a su volumen, mientras que la sede Medellín concentra la mayor parte del riesgo por tamaño de operación. Asimismo, la línea de largo plazo demuestra ser la más riesgosa por cada peso financiado, lo que confirma la necesidad de adoptar estrategias diferenciadas, tanto en la originación como en la gestión del portafolio.

En conjunto, los resultados permiten afirmar que la PE estimada no constituye un valor extraordinario, sino una medida razonable del riesgo implícito en el diseño y composición actual de la cartera. Estos hallazgos resaltan la importancia de establecer políticas de originación ajustadas al nivel de riesgo, definir límites de exposición y mecanismos de garantía según la modalidad de financiación, y fortalecer las estrategias de cobranza preventiva, especialmente en los segmentos de posgrado y en los créditos de largo plazo. En este sentido, la pérdida esperada se convierte en un insumo clave para la toma de decisiones institucionales en materia de política crediticia, sostenibilidad financiera y mitigación del riesgo.

## **ESTRATEGIAS PARA REDUCIR LA PROBABILIDAD DE MORA DE LOS BENEFICIARIOS DEL CRÉDITO EDUCATIVO**

A partir del análisis realizado en los capítulos 1 y 2, se identificaron factores académicos, financieros y socioeconómicos que explican la probabilidad de incumplimiento en la línea de crédito institucional. Los hallazgos muestran que el riesgo se configura a lo largo de todo el ciclo del crédito, desde la solicitud y evaluación hasta la legalización, el seguimiento, la gestión de cartera y la cobranza, por lo que se requiere un enfoque integral de intervención.

En este capítulo se proponen estrategias para reducir la probabilidad de mora y la pérdida esperada (PE), agrupadas en cuatro ejes: fortalecimiento de la política institucional, originación responsable, cobranza y gestión de cartera, y seguimiento preventivo. En conjunto, estos ejes buscan alinear el diseño del crédito educativo con el perfil de riesgo de la población atendida y con la capacidad de la Universidad para absorber pérdidas, preservando al mismo tiempo el objetivo social de acceso y permanencia.

### **ESTRATEGIA DE FORTALECIMIENTO DE LA POLÍTICA INSTITUCIONAL**

Este primer eje constituye la base sobre la cual se soportan las demás estrategias. Su propósito es revisar y reforzar el marco de política del crédito educativo, de manera que la línea de financiación opere con niveles de riesgo controlados y sostenibles para la Universidad.

Se propone actualizar y documentar de forma explícita los componentes clave del crédito educativo, asegurando que exista una política integral que articule el modelo de evaluación, las políticas de riesgo y castigo, los lineamientos financieros (incluida la pérdida esperada) y la

política operativa de cartera y cobranza. Cada uno de estos elementos debe contar con definiciones claras, criterios objetivos y procedimientos consistentes.

En cuanto al modelo de evaluación, se recomienda precisar los criterios académicos y financieros de elegibilidad por línea de crédito, los requisitos del responsable de pago, los documentos válidos para la verificación de ingresos y los mecanismos de validación de información. Adicionalmente, se propone incorporar la probabilidad de incumplimiento (PD) como insumo técnico en la decisión de aprobación, de manera que las solicitudes se clasifiquen por nivel de riesgo y las decisiones queden debidamente soportadas.

Respecto al riesgo, la política debe establecer los niveles de riesgo aceptables, los límites de exposición por tipo de crédito, los cupos máximos por nivel de PD, las condiciones bajo las cuales es posible aprobar créditos a perfiles de riesgo medio y alto, y la periodicidad de actualización de estos parámetros. Estos lineamientos deben estar alineados con los modelos internos de PD, EAD y LGD, garantizando coherencia entre la medición del riesgo y las decisiones de otorgamiento.

La política de castigo y recuperación debe definir con precisión los criterios de traslado a cobro prejurídico, los tiempos máximos de gestión interna, las condiciones para pactar acuerdos de pago y las reglas de castigo contable y reconocimiento de recuperaciones. Esto permite asegurar trazabilidad, consistencia en el tratamiento de la cartera deteriorada y alineación con el nivel de riesgo asumido.

Desde el punto de vista financiero, se requiere especificar cómo se refleja el crédito educativo en el balance y en el estado de resultados, cuáles son las provisiones por nivel de riesgo, qué impacto tiene la pérdida esperada en la sostenibilidad del portafolio y qué indicadores deben

monitorearse (tasas de mora, PE, cobertura de provisiones, entre otros), así como la periodicidad con la que se revisarán.

En cuanto a la política operativa de crédito y cobranza, se sugiere describir el proceso completo: solicitud, evaluación, aprobación, legalización, desembolso, seguimiento y recuperación. Esta política debe incluir tiempos de respuesta, flujos de validación, canales de contacto, responsabilidades por unidad de negocio y protocolos de escalamiento, de forma coherente con los lineamientos de riesgo y con las condiciones financieras del producto. En conjunto, estos elementos consolidan una gobernanza clara del crédito educativo y aseguran que el ciclo completo del crédito esté guiado por criterios técnicos y sostenibles.

Un componente relevante de esta estrategia es el rediseño de la línea de largo plazo (LP), que presenta la mayor probabilidad de incumplimiento y la mayor pérdida esperada por peso financiado. Con base en los resultados del modelo, se recomienda delimitar su uso, evitando aprobaciones masivas sin criterios diferenciados, y transformarla gradualmente hacia un esquema en el que una proporción mayor del valor se pague durante el período de estudio (LP-PE). Dado que LP-PE ha mostrado una PD y una PE más bajas, aumentar el peso de este tramo reduce la exposición en la etapa de amortización, que es la más riesgosa.

Adicionalmente, se sugiere exigir garantías más robustas para la etapa de largo plazo (LP), especialmente en perfiles de riesgo medio y alto, de manera que la Universidad cuente con mecanismos adicionales de protección ante posibles incumplimientos.

También se recomienda establecer cupos de aprobación por nivel de riesgo, asignando cupos amplios para perfiles con PD baja, cupos moderados para PD media y cupos muy limitados para PD alta, en coherencia con la capacidad de la Universidad para absorber pérdidas. Esto

permite vincular directamente el modelo de pérdida esperada con la política de crecimiento de la cartera.

Finalmente, es fundamental fortalecer la gobernanza del crédito educativo, manteniendo activo el Comité de Financiación, revisando semestralmente el comportamiento del portafolio, monitoreando la PE y ajustando los lineamientos conforme a las condiciones económicas y académicas. Este ciclo de retroalimentación asegura que la política de crédito evolucione de manera dinámica y responda oportunamente a cambios en el entorno.

### **ESTRATEGIA DE ORIGINACIÓN RESPONSABLE**

La segunda estrategia se orienta a fortalecer el proceso de originación del crédito, con el fin de reducir la probabilidad de incumplimiento desde la etapa de aprobación. El objetivo es que cada crédito que se otorgue esté alineado con la capacidad de pago esperada del responsable y con el nivel de riesgo aceptable para la Institución.

Se propone integrar la probabilidad de incumplimiento (PD) como criterio central en la evaluación, complementándola con el análisis de capacidad de pago y la verificación rigurosa de la información financiera presentada. Para ello, se sugiere implementar un *score* de originación basado en PD, utilizando los hallazgos del modelo desarrollado en el capítulo 2.

De manera referencial, se plantea el siguiente esquema:

- PD baja (<10%): aprobación ágil bajo condiciones estándar, con porcentajes de financiación y plazos alineados con la política general.
- PD media (10%–30%): aprobación ajustada, con menor porcentaje de financiación, exigencia de mayor cuota inicial y condiciones de renovación sujetas al buen comportamiento de pago.

- PD alta (30%–60%): aprobación condicionada a garantías más exigentes (soporte formal de ingresos, extractos bancarios, evidencias de seguridad social para independientes, validación de endeudamiento) y a la presentación de un avalista solvente con ingresos superiores y bajo nivel de endeudamiento.
- PD crítica (>60%): en principio, no se recomienda aprobar créditos de largo plazo para este segmento. En caso de aprobar financiación, debería canalizarse hacia modalidades de corto plazo con montos restringidos y siempre bajo revisión del Comité de Financiación.

En línea con estos criterios, se sugiere que los créditos de largo plazo (LP) se otorguen solo a beneficiarios con PD igual o inferior al 30%, y que casos excepcionales por encima de este nivel sean evaluados explícitamente por el Comité, con condiciones adicionales de garantía y monitoreo.

Considerando el comportamiento observado por modalidad, es necesario diferenciar las condiciones de originación según la línea de crédito. La línea de LP, que presenta una PD cercana al 90% y la mayor PE, requiere condiciones más estrictas de aprobación que CP y LP–PE. Si bien LP y LP–PE pertenecen a la misma línea, su riesgo es distinto: LP–PE presenta una PD moderada, mientras que el período de amortización concentra el deterioro. Por ello, se propone ajustar el porcentaje máximo financiado en LP tomando como referencia el nivel de PD:

- Hasta el 50% del valor de matrícula para PD baja.
- Hasta el 40% para PD media.
- Máximo 20% para PD alta, cuando se considere procedente y bajo condiciones especiales.

Este esquema permite balancear el objetivo de acceso y permanencia con el control del riesgo crediticio, evitando exposiciones elevadas en perfiles más vulnerables.

La estrategia también exige mantener y fortalecer los mecanismos ya presentes en la política de crédito institucional: el funcionamiento del Comité de Financiación, la definición de cupos máximos de aprobación por semestre, los requisitos de promedio académico para acceder y renovar, y la aplicación disciplinada de las condiciones contractuales. De este modo, las decisiones de aprobación se fundamentan en criterios técnicos y no solo en la demanda de financiación, alineando la oferta del producto con el nivel de riesgo que la Universidad está dispuesta a asumir.

En resumen, la originación responsable permite consolidar un proceso de aprobación más robusto, objetivo y sostenible, ajustando las condiciones a la realidad del riesgo y reduciendo la probabilidad de incumplimiento desde el inicio del crédito.

## **ESTRATEGIA DE COBRANZA Y CARTERA**

La tercera estrategia busca fortalecer la gestión de cobranza a partir de un enfoque segmentado y basado en riesgo, con el propósito de evitar que la mora temprana evolucione hacia estados de deterioro severo o cobro prejurídico. Dado que los beneficiarios presentan comportamientos heterogéneos según grado académico, ingresos, tipo de crédito y sede, la gestión de cobro debe dejar de ser uniforme y pasar a ser diferenciada.

En primer lugar, se propone una acción diferenciada por línea de crédito. Para la línea de corto plazo (CP), que concentra el mayor volumen de operaciones pero presenta menor riesgo individual, se sugiere priorizar recordatorios automatizados (mensajes de texto, correo electrónico, notificaciones en el portal estudiantil) y herramientas de autogestión digital (consultas en línea, pagos en canales electrónicos), de manera que se mantenga alta eficiencia operativa y costos contenidos.

En contraste, la línea de largo plazo (LP), que concentra la mayor exposición al riesgo y la PD más alta, requiere una gestión intensiva que combine contacto directo y seguimiento

permanente. Esto incluye llamadas telefónicas personalizadas, revisión periódica de la situación financiera del responsable de pago y oferta estructurada de alternativas de normalización antes de que el crédito alcance estados avanzados de mora.

Para el tramo de LP–PE, se propone un esquema híbrido que combine seguimiento automatizado con revisiones periódicas personalizadas, especialmente al acercarse la transición entre el período de estudio y la etapa de pago. La idea es anticipar riesgos en ese punto de quiebre, que suele ser crítico en los créditos educativos.

Una acción adicional relevante es la validación temprana de cambios en la capacidad de pago, especialmente en créditos de LP. Se sugiere activar procesos de verificación masiva posterior a los 30 días de atraso, solicitando desprendibles de pago, certificaciones laborales o soportes de ingreso. Esto permite distinguir si el atraso responde a un comportamiento de pago habitual (pagos concentrados a fin de mes, por ejemplo), a una situación transitoria o a un deterioro estructural. Según el diagnóstico, podrían activarse rutas diferenciadas: recordatorio simple, refinanciación moderada o escalamiento a gestión de riesgo más profunda.

Finalmente, se recomienda una acción específica por unidad de negocio. Dado que la sede Medellín concentra la mayor exposición (EAD) y la mayor PE, se propone crear una célula especializada de cobranza con dedicación exclusiva a la línea de financiación institucional, organizada por tipo de crédito y nivel de riesgo.

En las sedes como Bogotá y Pereira, la gestión de cobro podría articularse con esta célula central, manteniendo un contacto cercano con los estudiantes y responsables de pago. En particular, en Pereira, que ha mostrado mayor sensibilidad al riesgo en algunos segmentos de

posgrado, el equipo local puede jugar un papel clave en la verificación de información y en la intermediación con la oficina central, aprovechando su conocimiento del contexto regional.

La implementación de esta estrategia implicará fortalecer el equipo de Cartera, desarrollar capacidades analíticas y posiblemente incurrir en mayores costos operativos. Sin embargo, se trata de una inversión en gestión de riesgo para reducir la probabilidad de *default*, disminuir la pérdida esperada y contribuir a la sostenibilidad de la línea de crédito educativo.

### **ESTRATEGIA DE SEGUIMIENTO PREVENTIVO**

La cuarta estrategia se enfoca en el seguimiento preventivo, con el objetivo de reducir el riesgo de incumplimiento antes de que se materialice. A diferencia de la gestión de cobranza tradicional, que actúa cuando la mora ya se ha presentado, esta estrategia busca anticipar las señales de alerta y actuar sobre ellas de manera oportuna.

Se propone la creación de un sistema de alerta temprana que clasifique a los beneficiarios según su nivel de riesgo, tomando como base la PD estimada y otros indicadores académicos y financieros. Una posible segmentación podría ser:

- Nivel 1 – Riesgo bajo ( $PD < 10\%$ ): recordatorios estándar de pago y mensajes informativos sobre el uso responsable del crédito.
- Nivel 2 – Riesgo medio ( $10\% \leq PD < 30\%$ ): recordatorios personalizados mensuales, seguimiento más cercano del comportamiento de pago y verificación ocasional de información.
- Nivel 3 – Riesgo alto ( $30\% \leq PD \leq 60\%$ ): contacto personalizado quincenal, revisión periódica de la situación financiera del responsable y exploración de alternativas de ajuste (plazos, montos, compromisos de pago).

- Nivel crítico (PD >60%): seguimiento frecuente, validación constante de información y criterios estrictos de renovación; cualquier incumplimiento debería llevar a revisar la continuidad del crédito y activar protocolos de contención del riesgo.

Este esquema transforma la gestión de la Universidad hacia un modelo predictivo, en el que las acciones se disparan por criterios de riesgo y no únicamente por el número de días de mora.

De manera complementaria, la estrategia plantea acciones de acompañamiento académico y financiero para los beneficiarios más vulnerables. En el ámbito académico, se sugiere articularse con las Escuelas para identificar estudiantes con bajo rendimiento y ofrecerles apoyo mediante tutorías, monitorías, asesoría en manejo de carga académica o ajustes razonables en sus planes de estudio, cuando sea pertinente.

En el ámbito financiero, se recomienda desarrollar talleres de educación financiera básica para responsables de pago y estudiantes, orientados a la gestión del presupuesto familiar, la priorización de obligaciones, la comprensión de las condiciones del crédito y el impacto del incumplimiento. Este acompañamiento contribuye a reducir la probabilidad de que la mora se origine por falta de planificación financiera o desconocimiento de las implicaciones del crédito.

En síntesis, la estrategia de seguimiento preventivo fortalece la capacidad de la Universidad para anticipar riesgos, intervenir a tiempo y apoyar a los estudiantes y sus familias en la gestión de sus responsabilidades académicas y financieras.

## CONCLUSIONES

El análisis demuestra que la morosidad de la línea de financiación institucional se concentra en perfiles claramente identificables. Los estudiantes con menor estabilidad económica, menores de 25 años, pertenecientes a estratos entre 1 y 3, con responsables de pago de ingresos bajos y, en varios casos, siendo ellos mismos los responsables del crédito, presentan mayor probabilidad de incumplimiento. Asimismo, ciertos segmentos académicos y geográficos, como los estudiantes de pregrado y la sede ubicada en Pereira, evidencian una vulnerabilidad relativa superior. Estos hallazgos permiten identificar perfiles de alto riesgo de manera precisa y constituyen un insumo esencial para orientar las decisiones institucionales de evaluación y seguimiento del crédito educativo.

El ejercicio de modelamiento predictivo permite concluir que el riesgo crediticio de la línea de financiación no se distribuye de manera uniforme entre los beneficiarios. La regresión logística empleada para estimar la probabilidad de incumplimiento demostró un desempeño robusto, confirmando su utilidad para anticipar los créditos con mayor probabilidad de deterioro. La combinación de la probabilidad de incumplimiento con la exposición y la pérdida dada el incumplimiento permitió estimar una pérdida esperada proporcional al tamaño y composición del portafolio, destacando que los créditos de largo plazo y los programas de posgrado, especialmente las especializaciones, representan el mayor nivel de riesgo relativo. Estos resultados evidencian la necesidad de adoptar políticas de gestión diferenciadas, coherentes con el comportamiento histórico del portafolio y con la capacidad institucional para absorber pérdidas.

El estudio permitió establecer que la probabilidad de incumplimiento en la línea de crédito institucional es el resultado de factores acumulados a lo largo del ciclo del crédito. Las estrategias propuestas —fortalecimiento de la política institucional, originación responsable, gestión segmentada de cartera y un sistema de seguimiento preventivo— constituyen un modelo integral para reducir la probabilidad de incumplimiento y la pérdida esperada, ajustando el producto a la capacidad de pago de los beneficiarios y al nivel de riesgo que la Universidad pueda asumir.

## RECOMENDACIONES

A partir de los resultados obtenidos, se recomienda implementar un esquema de gestión del riesgo basado en el perfil de los beneficiarios, priorizando intervenciones tempranas en los segmentos con mayor probabilidad de incumplimiento. Esto implica fortalecer los procesos de validación de la capacidad de pago, establecer esquemas de acompañamiento financiero durante la vigencia del crédito y activar sistemas de alerta temprana que permitan anticipar deterioros en los estudiantes con mayor vulnerabilidad económica y académica. Igualmente, se sugiere ajustar los criterios de originación y seguimiento, especialmente en los créditos de largo plazo y en los programas de posgrado, donde se concentra el mayor riesgo. Para estas modalidades es pertinente establecer límites de exposición claros, exigir garantías diferenciadas y reforzar la verificación de la información del responsable de pago, así como desplegar una gestión preventiva de cobranza desde los primeros indicios de atraso. La probabilidad de incumplimiento estimada en este estudio debe incorporarse como un insumo técnico dentro de las decisiones de aprobación y segmentación operativa, de modo que la gestión institucional se alinee con los niveles reales de riesgo del portafolio.

El cálculo de la pérdida esperada muestra también la importancia de contar con datos completos sobre recuperación de cartera. Por ello, se recomienda consolidar un sistema institucional que registre de manera sistemática los montos recuperados, los tiempos de recuperación y los costos asociados en etapas prejurídicas y jurídicas, permitiendo reemplazar el supuesto de LGD utilizado en este trabajo por una estimación más precisa y ajustada al comportamiento real. Asimismo, se considera pertinente avanzar hacia un modelo integral de gestión del crédito educativo que vincule directamente los resultados del análisis de riesgo con las

políticas de aprobación, los cupos máximos por línea de crédito y los lineamientos de seguimiento y cobranza, garantizando así la coherencia entre el riesgo asumido y la sostenibilidad financiera del programa.

Finalmente, se recomienda que futuros estudios profundicen en la incorporación de metodologías alternas de predicción para comparar su desempeño con la regresión logística. Esto permitiría identificar patrones que los modelos tradicionales no perciben, mejorar la estimación de la probabilidad de incumplimiento (PD) y fortalecer la precisión del cálculo de la pérdida esperada. La comparación de distintos enfoques predictivos podría aportar mayor precisión y contribuir al diseño de políticas de riesgo más efectivas. De igual manera, se sugiere ampliar la ventana temporal de análisis e incorporar bases de datos más extensas, lo que permitiría evaluar la evolución del comportamiento de pago en el tiempo y desarrollar modelos de pérdida esperada más robustos, útiles para fortalecer la gestión del crédito educativo y su contribución al acceso y la permanencia en la educación superior.

## REFERENCIAS

- Acevedo, S., Zuluaga, F., & Jaramillo, A. (2008). Determinantes de la demanda por educación superior en Colombia. *Revista de Economía del Rosario*, 11(1), 121–148.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589–609.
- Attanasio, O., & Kaufmann, K. (2009). *Educational choices, subjective expectations, and credit constraints* (NBER Working Paper No. 15087). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w15087>.
- Banco Mundial. (2018). World indicators: Education. World Bank. <https://data.worldbank.org/indicator>
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4(3), 71–111.
- Bettinger, E., Gurantz, O., Kawano, L., Sacerdote, B., & Stevens, M. (2019). The long-run impacts of financial aid: Evidence from California's Cal Grant. *American Economic Journal: Economic Policy*, 11(1), 64–94.
- Brachfeld Montaña, P. J. (2013). *Análisis del moroso profesional: Tratado práctico de morosología*. Profit Editorial.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
- Calderón Marengo, E. A., Garzón Correa, C. A., López Hernández, M., & Céspedes Gutiérrez, Ó. Y. (2022). *Aportes teóricos sobre el crédito educativo en Colombia: Una mirada al ICETEX en sus 70 años*. Universidad Cooperativa de Colombia; ICETEX.
- Carranza, J. E., & Ferreyra, M. M. (2019). Increasing higher education access: Supply, sorting, and outcomes in Colombia. *Journal of Human Capital*, 13(1), 95–136.
- Chapman, B. (2014). *Income contingent loans: Background*. In B. Chapman, T. Higgins & J. E. Stiglitz (Eds.), *Income Contingent Loans* (pp. 1–25). Palgrave Macmillan.
- Chatterjee, S. (2016). *Regression analysis by example* (5th ed.). Wiley
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). *XGBoost: A scalable tree boosting system*. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp 785–794). ACM. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. (2004). *Convergencia internacional de medidas y normas de capital*. BIS. <https://www.bis.org/publ/bcbs107.htm>
- Ferreyra, M. M., Avitabile, C., Botero Álvarez, J., Haimovich Paz, F., & Urzúa, S. (2017). *Momento decisivo: La educación superior en América Latina y el Caribe*. Banco Mundial. <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/26489>

- Jaramillo, A. (2010). El financiamiento de la educación superior en Colombia: retos y tensiones. *Documentos de Trabajo: Economía y Finanzas*, (10–9), 1–48.
- Lancheros, S. A. (2022). La financiación de la educación superior en Colombia: Crisis y disputas en el marco de la pandemia. *Nómadas*, 56, 49–65.
- Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state of the art classification algorithms for credit scoring. *European Journal of Operational Research*, 247(1), 124–136.
- López, K. A. (2013). Evaluación de impacto del programa de becas y créditos sobre el acceso a la educación superior en Chile. [Tesis de maestría, Universidad de Chile].
- López, K. A., & Salazar, J. (2014). Crédito educativo y equidad social: Lecciones de Chile. *Revista de Estudios Sociales*, 33, 106–117.
- Ministerio de Educación Nacional. (2025, mayo 28). *Las verdades que Colombia debe saber sobre el Icetex y la educación superior*. <https://www.mineducacion.gov.co/portal/salaprensa/Comunicados/422941:Las-verdades-que-Colombia-debe-saber-sobre-el-Icetex-y-la-educacion-superior>.
- Ospina Mejía, J. A. (2015a). Introducción al riesgo de crédito. Diapositivas de clase Universidad EAFIT.
- Ospina Mejía, J. A. (2015b). Modelos de riesgo de crédito. Diapositivas de clase Universidad EAFIT.
- Ospina Mejía, J. A. (2015c). Fundamentos de modelos de pérdida esperada. Diapositivas de clase Universidad EAFIT.
- Pérez Ramírez, F. O. (2007). Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito. *Ingeniería y Universidad*, 11(1), 63–78.
- Saavedra García, M. L. (2010). Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca. *Cuadernos de Administración*, 23\*(41), 103–127 <https://doi.org/10.25100/cdea.v23i41.471>
- Pontificia Universidad Javeriana. (s. f.). *Guía de usuario: Solicitud de crédito directo con la universidad (estudiantes pregrado y posgrado)* [PDF]. Recuperado el 25 de septiembre de 2025, de <https://www.javeriana.edu.co/recursosdb/8151028/8572123/FI-P12-G32-Guia-de-usuario-Solicitud-de-credito-directo-con-la-universidad-estudiantes-pregrado-y-posgrado.pdf>
- Resende, M. V. A. (2018). *Crédito educativo: uma análise comparada sobre focalização e sustentabilidade financeira em programas de financiamento estudantil no Brasil, Estados Unidos e Austrália* [Tesis de maestría]. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA). [https://www.ipea.gov.br/sites/images/mestrado/turma2/manoela\\_vilela\\_araujo\\_resende.pdf](https://www.ipea.gov.br/sites/images/mestrado/turma2/manoela_vilela_araujo_resende.pdf)
- Salmi, J., & Hauptman, A. (2006). Innovations in tertiary education financing: A comparative evaluation of allocation mechanisms. *Education Working Paper Series*, (4), 1–98.
- Superintendencia Financiera de Colombia. (2021). *Circular Externa 018 de 2021. Sistema Integral de Administración de Riesgos (SIAR)*.

<https://www.superfinanciera.gov.co/loader.php?idFile=1055683&lServicio=Tools2&lTipo=descargas&lFuncion=descargar>

Universidad Pontificia Bolivariana. (s. f.). *Alternativas financieras: Financiación directa corto plazo*. Recuperado el 25 de septiembre de 2025, de <https://www.upb.edu.co/es/apoyo-financiero-upb-contigo/alternativas-financieras>

Universidad EAFIT. (s. f.). *EAFIT a tu alcance*. Recuperado el 25 de septiembre de 2025, de <https://www.eafit.edu.co/eafit-a-tu-alcance>

West, D. (2000). Neural network credit scoring models. *Computers & Operations Research*, 27(11–13), 1131–1151.

Zhou, L., & Wang, H. (2012). Loan default prediction on large imbalanced data using random forests. *TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering*, 10(5), 1099–1105. <https://doi.org/10.11591/telkomnika.v10i5.1529>