

Cálculo de pérdidas crediticias esperadas en escenarios de incertidumbre para el sector real

Aracely del Socorro Sánchez Serna*, Elmer Adrián Camacho Zabala**,
Milton Januario Rueda Varón***, Alba Rocío Carvajal Sandoval****

Recibido: 8 de agosto de 2024

Evaluado: 31 de mayo de 2025

Aprobado: 12 de julio de 2025

Artículo de investigación

Resumen

El objetivo de este artículo es analizar los efectos en el cálculo de pérdidas esperadas por los impactos del covid-19 en el modelo de deterioro por riesgo de crédito según la NIIF 9, para los activos financieros valuados a costo amortizado de las empresas del sector real. El modelo, basado en las metodologías de Montecarlo e International Scoring, Fair Isaac and Company (FICO), es aplicable a cualquier región. Se obtuvo una calificación de riesgo crediticio para cada sector, contrastando información financiera real con estimaciones. Se analizó la desviación entre la probabilidad de riesgo calculada sin el efecto pandemia y los resultados reales pospandemia. Los resultados evidenciaron efectos adversos en la calificación de riesgo para algunos sectores. Las implicaciones del estudio orientan la formulación de políticas de gestión del riesgo, la adaptación de prácticas contables en contextos de crisis y el desarrollo de modelos predictivos para estudios futuros y análisis de eventos disruptivos.

Palabras clave: cuentas por cobrar; riesgo de crédito; coronavirus; covid-19; finanzas; pérdidas esperadas.

Clasificación JEL: C13, C15, G12, M41.

* Ph. D. en Gerencia de Proyectos. Profesor de la Pontificia Universidad Javeriana, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Bogotá (Colombia). Correo electrónico: a-sanchez@javeriana.edu.co
 <https://orcid.org/0000-0003-3593-2863>
Autor de correspondencia.

** Magíster en Gestión y Evaluación de Proyectos de Inversión. Profesor de la Pontificia Universidad Javeriana, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Bogotá (Colombia). Correo electrónico: elmer.camacho@javeriana.edu.co
 <https://orcid.org/0000-0002-7335-3486>

Calculation of Expected Credit Losses under Uncertainty Scenarios for the Real Sector

*** Ph. D. en Estadística. Profesor de la Universidad EAN, Facultad de Ingeniería, Bogotá (Colombia). Correo electrónico: mramon.d@universidadean.edu.co

 <https://orcid.org/0000-0002-0338-5327>

**** Ph. D. en Administración. Profesor de la Pontificia Universidad Javeriana, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Bogotá (Colombia). Correo electrónico: alba.carvajal@javeriana.edu.co

 <https://orcid.org/0000-0003-3420-3706>

Abstract

The purpose of this article is to analyze the effects of COVID-19 on the calculation of expected losses within the credit risk impairment model under IFRS 9, applied to financial assets valued at amortized cost for companies in the real sector. The model, based on Monte Carlo simulation and the International Scoring system by Fair Isaac and Company (FICO), is applicable to any region. A credit risk rating was obtained for each sector by comparing actual financial information with estimations. The study examined deviation between the probability of risk calculated without the pandemic effect and the actual post-pandemic results. The findings revealed adverse effects on credit ratings for certain sectors. The implications of the study provide guidance for the formulation of risk management policies, the adaptation of accounting practices in crisis contexts, and the development of predictive models for future studies and analyses of disruptive events.

Keywords: accounts receivable; credit risk; coronavirus; COVID-19; expected losses; finance.



Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0)

INTRODUCCIÓN

La crisis del covid-19 resultó ser el comienzo de un periodo difícil que las economías globales tuvieron que enfrentar, con lo cual se generó una prueba para el modelo de pérdida crediticia esperada de configuración reciente en el marco de la NIIF 9 ([International Accounting Standards Board \[IASB\], 2014a](#)).

El objetivo de este artículo es mostrar los efectos en escenarios de incertidumbre como el covid-19, en un modelo para calcular la probabilidad de pérdida esperada en la cartera de las empresas del sector real. Como especifica el mismo estándar en el enfoque de pérdidas esperadas del deterioro, no es necesario que ocurra un evento relacionado con el crédito antes de que se reconozcan las pérdidas crediticias.

La Norma Internacional de Información Financiera (NIIF) estableció los principios para calcular la pérdida por deterioro de los instrumentos financieros medidos al costo amortizado, la cual fue modificada por el IASB en la NIIF 9 ([IASB, 2014a](#)). El cálculo se soporta en la calificación del riesgo crediticio y en el cálculo de probabilidad de pérdida esperada. Para este último factor se pueden utilizar diversos métodos entre los cuales se escogió el modelo de Montecarlo y el International Scoring, Fair Isaac and Company (FICO), para valorar la pérdida esperada a partir de la sensibilización de variables aleatorias basadas en la información financiera ([Sánchez et al., 2021](#)).

Para este fin, la norma permite aplicar un enfoque general y uno simplificado. El simplificado aplica para las cuentas por cobrar comerciales en las cuales se mide la corrección de valor por pérdidas a un importe igual a las pérdidas crediticias esperadas durante el tiempo de vida del activo, para cuentas por cobrar comerciales que procedan de transacciones que están al alcance de la NIIF 15 ([IASB, 2014b](#)) y que no contienen un componente financiero significativo; o a aquellas que teniendo un componente financiero significativo, son elegidas por la entidad en su política contable para medir la corrección de valor por pérdidas a un importe igual a las pérdidas crediticias esperadas durante el tiempo de vida del activo. Para este último caso, la NIIF 9 establece que se deben evaluar los diferentes escenarios de probabilidad de pérdida al vencimiento del instrumento y no a doce meses. Dados los diversos resultados ponderados, se califican las pérdidas esperadas de dichos instrumentos financieros.

De esta manera, la investigación aporta un método valioso para determinar dichos escenarios y resultados probabilísticos tanto para las entidades que tienen un componente financiero significativo como para las que no lo tienen. Este método

aporta de forma directa a compañías de todo el mundo, puesto que se puede aplicar un modelo analítico probabilístico utilizando métricas financieras (razones contables) para predecir el incumplimiento de una entidad (Altman, 1968). Del mismo modo, el método aquí desarrollado suple una necesidad existente, dada la falta de estudios centrados en entidades no cotizadas/no calificadas (Delgado-Vaquero et al., 2020).

La novedad de la investigación radica en la sensibilización de un modelo de deterioro con pérdidas esperadas que fue realizado para empresas del sector real, usando la metodología de Montecarlo y el International Scoring, Fair Isaac and Company (FICO) (Sánchez et al., 2021), en el cual se busca mostrar los impactos del covid-19 en el deterioro de cartera con pérdidas esperadas a partir de razones financieras.

El artículo se divide en cuatro partes. Una introducción que presenta una breve delimitación del tema-problema de investigación con respecto a un campo disciplinar, los antecedentes, la novedad de la investigación y el objetivo de este.

En segundo lugar, se realiza una ilación lógica de los antecedentes del tema de investigación en el campo y, por último, un apartado de discusión y resultados obtenidos por la aplicación del modelo para la determinación de la pérdida esperada de los activos financieros, en el cual se visualiza el efecto que generó la pandemia por el covid-19 en cada sector en el 2020.

En tercer lugar, se presenta la metodología utilizada, la cual se encuentra soportada en el modelo Montecarlo y la metodología International Scoring, FICO, en la que, a partir de estas, se obtuvo una calificación de riesgo para cada sector de la economía, la cual fue contrastada con un estimado real de la información financiera del 2020.

Finalmente, en la aplicación del modelo propuesto, se evidencian los efectos en el cálculo del deterioro crediticio por el covid-19, basado en los siguientes pilares: (1) la fundamentación del modelo de deterioro propuesto por el IASB en la NIIF 9, (2) el riesgo de crédito y (3) el modelo FICO.

REVISIÓN DE LITERATURA

El modelo de deterioro propuesto por la NIIF 9 es prospectivo y está orientado a pérdidas potenciales en el futuro. Esto implica un modelo de pérdida crediticia

esperada anticipada que se espera genere provisiones de riesgo mucho más altas (Miu & Ozdemir, 2017; Volarević & Varovic, 2018).

Así, el modelo de deterioro propuesto, en un enfoque de pérdida esperada, es más relevante para las entidades financieras, pero también para las empresas que tienen una participación significativa de cuentas por cobrar en sus activos financieros en el Estado de Situación Financiera (Volarević & Varovic, 2018).

Según Delgado-Vaquero et al. (2020), en este modelo de deterioro del riesgo de crédito, las empresas deben estimar una probabilidad de incumplimiento (PD).

Los principios de deterioro se aplican a: (1) activos financieros medidos a costo amortizado o valor razonable con cambios en otro resultado integral, (2) cuentas por cobrar por arrendamientos, (3) un activo de contrato o un compromiso de préstamo y (4) un contrato de garantía financiera al que se aplican los requisitos de deterioro de valor, de conformidad con los párrafos 2.1 (g), 4.2.1 (c) o 4.2.1 (d) de la IASB (2014a).

Al revisar la literatura sobre el problema de investigación, es muy difícil encontrar artículos científicos que aborden específicamente el desarrollo de un modelo interno para el cálculo de la pérdida crediticia esperada. En consecuencia, este artículo se basa principalmente en las normas y directrices de los órganos reguladores y de toma de decisiones de la Unión Europea (Banco de Pagos Internacionales y Autoridad Bancaria Europea) y en los documentos oficiales de las firmas de auditoría y consultoría más grandes del mundo (PriceWaterhouseCoopers, KPMG, Ernst & Young y Grant Thornton).

Para Ernst & Young (EY, 2018), la medida Expect Credit Loss (ECL) refleja un resultado ponderado de probabilidad, el valor del dinero en el tiempo y la mejor información prospectiva disponible. Existe la necesidad de incorporar información relevante y prospectiva, lo que implica que la aplicación de la norma requerirá un juicio para evaluar cómo los factores macroeconómicos pueden afectar el deterioro en pérdidas esperadas. Es imperativo evaluar si ha habido un aumento significativo en el riesgo de crédito, lo que implica que se deben recopilar nuevos datos y procesos para ejercer el juicio.

KPMG (2017) define la pérdida crediticia esperada como una cantidad ponderada de probabilidad imparcial basada en los posibles resultados después de considerar el riesgo de pérdida crediticia, incluso si la probabilidad es baja. Así, KPMG (2017)

determina la ECL como la diferencia entre los flujos de efectivo adeudados según el contrato y los flujos de efectivo que una entidad espera recibir.

La NIIF 9 requiere que los prestamistas reconozcan la pérdida crediticia esperada durante la vida de los instrumentos financieros. Además, las pérdidas crediticias esperadas deben medirse en una base (prospectiva) o de por vida, dependiendo de si ha habido un aumento significativo en el riesgo crediticio desde el reconocimiento inicial (Deloitte, 2013; Ernst & Young, 2018).

El problema en la implementación práctica de un modelo de deterioro es que la NIIF 9 no prescribe un método de medición para calcular el modelo ECL. Todo lo contrario, se espera que las entidades desarrollen sus modelos internos utilizando información razonable y soportable del pasado y del futuro (Volarević & Varovic, 2018).

MODELO

Hablar de un modelo se refiere a un enfoque cuantitativo que aplica conceptos y supuestos estadísticos, económicos y financieros para procesar datos de entrada en estimaciones cuantitativas. En el marco de algunos modelos existentes, el ECL propuesto por KPMG (2017) se desarrolla a través de la siguiente fórmula detallada en la ecuación 1.

$$ECL = \sum_{t=1}^T MPD_t * LGD_t * EAD_t * D_t \quad [1]$$

Por lo tanto, el ECL de 12 meses o el ECD de por vida, se calcula en función de los siguientes componentes:

- MPD: Probabilidad marginal de incumplimiento.
- LGD: Pérdida dado el incumplimiento.
- EAD: Exposición al incumplimiento.
- D: Factor de descuento.

Las pérdidas de crédito esperadas que deben computarse y presentarse como ajustes de valor, son el producto de las variables. En particular, la variable EAD es la cantidad de dinero que se invierte en determinado instrumento financiero que está expuesto al riesgo de crédito, y la variable LGD representa la participación de un activo financiero que perderemos si el prestatario incumple sus obligaciones. Parámetro usado a menudo en los cálculos de la legislación de Basilea (Bank for International Settlements [BIS], 2015).

Probabilidad de incumplimiento (PD)

La PD se define como la probabilidad de que los prestatarios incumplirán con sus obligaciones en el futuro. Para su determinación pueden ser utilizadas las siguientes metodologías (KPMG, 2017):

- Modelo de las cadenas de Markov.
- Regresión de supervivencia paramétrica (modelo de Weibull).
- Modelo de factor único Vasicek.
- Modelo de intensidad de avance en el enfoque de distancia a incumplimiento (empresas que cotizan en bolsa).
- Modelo de probabilidad de incumplimiento de Pluto Tasche.

La NIIF 9 establece que la PD estimada debe incluir no solo información vencida, sino también información prospectiva, como los cambios esperados en las tasas de incumplimiento. En este sentido, las tasas de incumplimiento observadas previamente deberían ajustarse a los cambios en las variables macroeconómicas.

No obstante, según Delgado-Vaquero et al. (2020), si no se dispone de información histórica interna o de mercado, se puede utilizar un modelo interno para estimar la PD con base en las tasas de incumplimiento de otras empresas, o en información de los estados financieros de la empresa. Los modelos se pueden dividir en dos grupos:

- Modelos estructurales, basados en Merton (1974) y en el modelo de valoración de opciones de Black & Scholes (1973).
- Modelos no estructurales (analíticos) (como los de Altman et al., 1977).

En relación con el modelo de factor único de Vasicek, Altman (1968) propuso un modelo analítico inicial en el que utilizó métricas financieras para predecir el incumplimiento; sin embargo, han faltado estudios centrados en entidades no cotizadas (Delgado-Vaquero et al., 2020).

De acuerdo con Duan et al. (2018), la relativa escasez de atención académica se debe en parte a la falta de datos disponibles públicamente sobre empresas no cotizadas. Incluso si se dispone de datos contables para empresas privadas, la falta de datos de mercado, como los precios de las acciones, supone un obstáculo adicional para estudiar sus incumplimientos, ya que los avances recientes en el modelo de riesgo crediticio generalmente requieren algún tipo de información de mercado.

Así, según [Delgado-Vaquero et al. \(2020\)](#), se puede apreciar que no se ha propuesto ningún modelo crediticio que incluya las siguientes características en conjunto: (1) enfoque en el cumplimiento de los requerimientos de pérdida esperada, (2) bases tanto en información histórica como prospectiva y (3) que pueda aplicarse a entidades no cotizadas, lo cual es fácil de implementar. A pesar de que los modelos de Altman y Merton son los más cercanos, no incorporan información prospectiva y eso genera un vacío de escenarios necesarios para considerar en la probabilidad de pérdida.

En este artículo se propone un modelo para determinar la probabilidad de pérdida a partir de variables identificadas de los indicadores financieros de empresas del sector real, y desde estos la probabilidad de pérdida por sectores. El modelo basado en ratios financieros tiene fuente parcial en [Delgado-Vaquero et al. \(2020\)](#), [Duan et al. \(2018\)](#) e [Ivanovic et al. \(2015\)](#). Los datos de entrada son generados por la información financiera que emiten las entidades en los diferentes sectores, la clasificación cuantitativa permite visualizar la composición financiera y la predicción se establece a partir de la capacidad de pago y la relación de endeudamiento.

El modelo está soportado a partir de lo considerado por [Delgado-Vaquero et al. \(2020\)](#), quienes aplicaron un modelo para calificación de riesgo sombra mediante la utilización de ratios financieros a diferentes empresas listadas en bolsa de valores. Dicha calificación fue calibrada mediante un escenario sombra frente a las calificadoras de riesgo de mercado, con lo cual se obtuvo una alta correlación y se creó confianza en la utilización de ratios financieros como datos de entrada en este tipo de modelos.

Pérdida dado un incumplimiento (LGD)

La LGD es la participación de un activo financiero que perderemos si el prestatario incumple sus obligaciones. Este parámetro también se usa a menudo en los cálculos de la legislación de Basilea ([BIS, 2015](#)).

Además, la LGD es un componente clave del modelo ECL basado en parámetros de riesgo de crédito. En el contexto del cálculo de ECL de vida útil, el LGD debe estar disponible para todos los periodos que forman parte del horizonte de vida útil.

Las siguientes metodologías son ampliamente usadas para estimarlo:

- Workout LGD.
- Market LGD.
- Modelo de valoración de activos/mercado implícito LGD.
- Modelo basado en el mercado.

La NIIF 9 referencia la pérdida crediticia por incumplimiento como la diferencia entre todos los flujos de efectivo contractuales del contrato y los flujos de efectivo que la entidad espera recibir (IASB, 2014a). En ese sentido, el incumplimiento se enmarca por dificultades financieras del deudor, razones económicas o legales del entorno que causan infracciones del contrato. Por lo anterior, es imperativo calcular la LGD.

Pérdidas crediticias esperadas en medio del covid-19

La crisis del covid-19 es la primera prueba para el modelo de pérdida crediticia esperada de configuración reciente, que surgió originalmente de otra crisis: la financiera mundial en 2008-2009 (Beerbaum, 2020; Lisicki, 2021).

La situación generada en el mundo por el covid-19 condujo a una desestabilización de la economía y de los mercados mundiales en una escala sin precedentes (Rahman et al., 2021; Uddin et al., 2021; Zhang et al., 2020). Así mismo, la ocurrencia de choques de oferta y demanda globales resultó en una amenaza real de una recesión permanente en una medida difícil de estimar, que afectó a muchos países y puso a las empresas e industrias en una situación inesperada que requerirá de medidas drásticas para su recuperación (Lisicki, 2021).

El brote del covid-19 y las medidas adoptadas para contener la pandemia afectaron gravemente a la actividad económica en los diferentes sectores de la economía mundial (Alsuwailem et al., 2022; EY, 2020; 2021), ya que generaron un impacto en los negocios, especialmente en sectores como transporte, alimentos, *retail*, entretenimiento y turismo, entre otros, lo cual impactó la cadena de suministro y la producción de bienes y servicios.

Como consecuencia de lo anterior, la pandemia afectó la capacidad de generación de flujo de efectivo de muchas entidades, lo que redujo la capacidad de los deudores para pagar a la entidad de manera oportuna según los términos contractuales. En tal escenario, se tendrá que evaluar no solo el riesgo de incumplimiento, sino también un riesgo de retraso que puede ser significativo (Alsuwailem et al., 2022; EY, 2020).

Igualmente, el covid-19 afectó a entidades en casi todos los sectores debido a diferentes impactos (Lisicki, 2021), dificultad financiera que trajo recuerdos de la crisis financiera del 2008 cuando la recesión económica y la crisis crediticia provocaron una reducción de efectivo.

Los dos fenómenos fueron muy similares. Un análisis realizado a las 800 empresas manufactureras más grandes de Europa y Estados Unidos, entre el 2004 y el 2017, mostró cómo extendieron sistemáticamente sus plazos de pago (Caniato et al., 2016). En el 2020 también se produjo una prórroga inmediata de los plazos de pago, pero esta situación se vio agravada por una caída simultánea de la demanda durante la pandemia, con la consiguiente reducción de los pagos (Moretto & Caniato, 2021).

Así, en algunos casos se vio afectada la continuidad de los negocios, definida por la ISO 22301 (2020) como la capacidad para entregar continuamente un producto o servicio en un plazo de tiempo aceptable, con un rendimiento aceptable durante las interrupciones, lo que ha llevado a que en investigaciones desarrolladas se busque caracterizar fenómenos particulares y hacer recomendaciones prácticas para la gestión, la economía, las finanzas y el derecho (Rostek et al., 2022).

Por otro lado, un estudio realizado por Ballesteros-Bejarano et al. (2022), cuyo propósito consistía en explorar cómo la pandemia del covid-19 había impactado el sector agroalimentario de las empresas españolas, evidenció que el riesgo más relevante para la mayoría de las compañías fue el riesgo de impago.

Uno de los impactos para las empresas puede verse en las implicaciones contables en el deterioro de cartera causado por el covid-19 (EY, 2021), lo que ha llevado a una revisión de los modelos para el cálculo del deterioro en pérdida esperada, los cuales incluyen variables históricas, variables actuales, factores internos y externos, así como variables macroeconómicas, en los cuales deben tenerse en cuenta diferentes elementos (EY, 2020).

MATERIALES Y MÉTODOS

En este artículo se presenta una proyección de cifras financieras contrastadas con el escenario real con respecto a los datos sectoriales de la Superintendencia de Sociedades¹, el cual fue realizado a 2585 compañías en Colombia que reportan información financiera de las empresas del sector real, consideradas grandes, que poseen activos por valor superior a 30 000 salarios mínimos legales vigentes (SMLV) o con un número de trabajadores superior a 200 y que sean controladas o controladoras de empresas que cotizan títulos en el mercado de valores o que importan o exportan más del 50 % de sus operaciones, tomando como código diferenciador del sector la

1 Entidad encargada de la inspección, la vigilancia y el control de las sociedades mercantiles en Colombia.

Clasificación Industrial Internacional Uniforme Versión 4 (código CIIU), elaborado por la Organización de las Naciones Unidas.

De esta forma, se estableció un marco de referencia con la información de los estados financieros del periodo 2015-2020, con empresas de interés público, correspondiente a los siguientes indicadores financieros:

- Rotación de cartera (días) = $(\text{Cuentas por cobrar} * 365) / \text{Ventas}$
- Liquidez - Razón corriente = $\text{Activo corriente} / \text{Pasivo corriente}$
- % cartera / Total de activos = $(\text{Cuentas por cobrar} / \text{Total activos}) * 100$
- % cartera / Activos corrientes = $(\text{Cuentas por cobrar} / \text{Total activos corrientes}) * 100$
- Nivel de endeudamiento = $(\text{Total pasivos} / \text{Total activos})$
- ROA = $\text{Utilidad neta} / \text{Total activos}$
- ROE = $\text{Utilidad neta} / \text{Total patrimonio}$
- Margen bruto = $(\text{Utilidad bruta} / \text{Ingresos por ventas}) * 100$
- Margen operacional = $(\text{Utilidad operacional} / \text{Ingresos por ventas}) * 100$
- Margen neto = $(\text{Utilidad neta} / \text{Ingresos por ventas}) * 100$

Los indicadores anteriores pueden ser agrupados en: de endeudamiento (nivel de deuda), de liquidez (rotación de cartera, razón corriente y participación de la cartera en los activos totales y corrientes, que reflejan el compromiso de los activos totales con terceros y la capacidad de pagar deudas en un corto periodo) y de rentabilidad (ROA, ROE, margen bruto, margen operacional y margen neto), que reflejan los diferentes resultados de desempeño de las empresas. En términos de calidad crediticia, se espera que los indicadores de liquidez reflejen una cobertura plena respecto a los pasivos de corto plazo y que el endeudamiento sea en el margen de rentabilidad alta.

Una vez constituida la matriz de información con base en la referencia establecida anteriormente, se procede a realizar el análisis para los siguientes sectores, de acuerdo con la CIIU, en el ámbito superior (tomando las empresas que hacen parte de cada uno de ellos):

- Agricultura.
- Explotación de minas.
- Industrias.
- Construcción y actividades inmobiliarias.
- Comercio.

- Información y comunicaciones.
- Actividades profesionales, administrativas y otras actividades de servicio.

Después de calcular los indicadores financieros de cada empresa, estos se emplearon para realizar proyecciones mediante el modelo de Montecarlo, con el fin de calificar el riesgo de crédito por sector. Para ello, se utilizó el promedio de dichos indicadores, ya que este modelo trabaja con la media aritmética como dato estadístico principal. Posteriormente, los resultados obtenidos se analizaron y compararon con los cálculos previos realizados para cada sector.

Con este método de simulación se buscó generar escenarios de posibles resultados mediante la utilización de un rango de valores de cada indicador, utilizando la función de probabilidad. El proceso se puede observar en la [figura 1](#).

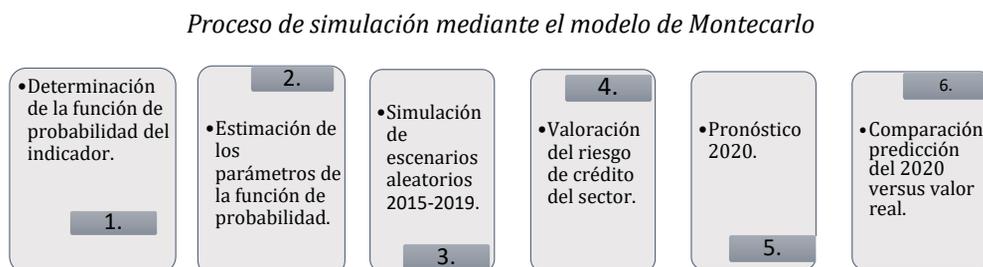
A continuación, se presenta el detalle de las fases desarrolladas:

1. *Determinación de la función de probabilidad del indicador*

Se utilizó el método de Cullen y Frey ([Hayter, 2012](#)) mediante el cual el gráfico de asimetría-curtosis proporciona el mejor ajuste para una distribución desconocida según el nivel de asimetría y curtosis, y utiliza distribuciones predefinidas, como la normal, la uniforme, la exponencial, la logística, la beta, la Weibull, el log normal y la gamma, para realizar un ajuste de los momentos de la distribución.

Así mismo, el gráfico de Cullen y Frey es una herramienta visual utilizada en análisis estadísticos y simulaciones para evaluar la distribución de un conjunto de datos comparando su asimetría y su curtosis con las de distribuciones teóricas conocidas. En este gráfico, la asimetría al cuadrado se representa en el eje x, y la

Figura 1.



Fuente: elaboración propia.

curtosis en el eje y. La posición del punto correspondiente a los datos empíricos permite identificar qué distribución teórica se ajusta mejor a ellos. Si el punto se encuentra cerca de una distribución conocida, sugiere que los datos podrían seguir ese modelo. Es especialmente útil en el análisis de ajuste de distribuciones y en la selección de modelos probabilísticos, pero no es necesario utilizar métodos no paramétricos, puesto que se cuenta con suficientes datos para realizar la aproximación de manera óptima. Para calcular la función de probabilidad de los indicadores se sigue el proceso presentado a continuación.

Definición: Sea X una v.a.² (discreta o continua) con densidad o cuantía $f(x)$. Se llama función generadora de momentos a la función detallada en la [ecuación 2](#):

$$\phi_x: D \subseteq \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, \phi_x(t) = E[e^{tx}] \quad [2]$$

Para una v.a. discreta véase la [ecuación 3](#):

$$\phi_x(t) = \sum_{i \in I} e^{tx_i} f_x(x_i) \quad [3]$$

Y para una v.a. continua véase la [ecuación 4](#):

$$\phi_x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{tx} f(x) dx \quad [4]$$

Con el resultado de la función de probabilidad se extraen los datos mencionados junto con la máxima probabilidad de ocurrencia de los datos y su evaluación de la bondad de ajuste.

2. Estimación de los parámetros de la función de probabilidad

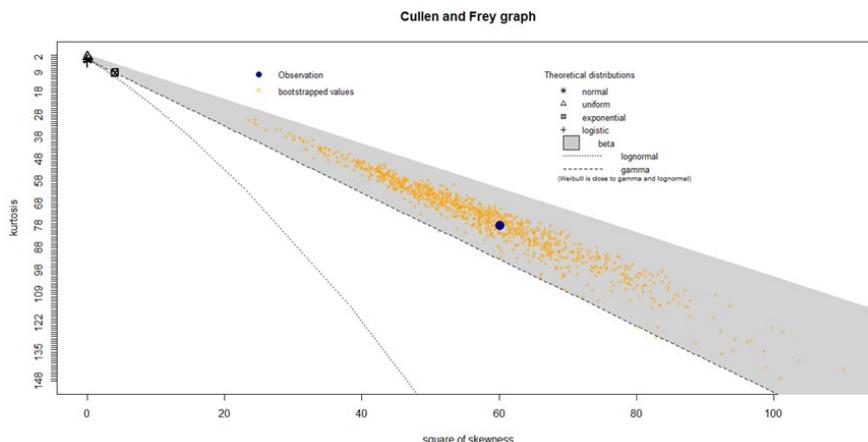
La valoración de los parámetros depende de los resultados obtenidos en la función de probabilidad. Basado en el método anterior, se realizó dicha estimación en la distribución que presentó un ajuste óptimo en cada uno de los indicadores objeto de estudio. No es trivial, pero sí de crucial importancia, determinar los parámetros óptimos para la distribución de las variables de entrada. La elección correcta contribuyó enormemente a predecir el comportamiento de los indicadores.

En la [figura 2](#) se observa el ajuste realizado acorde con la distribución teórica.

² Variable aleatoria.

Figura 2.

Distribución de ajustes de probabilidad utilizando el método de Cullen y Frey



Fuente: elaboración propia.

A continuación, y a manera de ilustración, en la [tabla 1](#) se presentan las distribuciones para el sector agricultura y los indicadores correspondientes, con su respectiva función de densidad, la cual permite establecer el comportamiento de cada uno de ellos. De igual forma, se realizaron los cálculos para los diferentes sectores e indicadores analizados.

Tabla 1.

Función de densidad por indicador financiero para el sector agricultura

Variable	Distribución	Función de densidad	Parámetros	Dominio
1. Rotación de cartera	Weibull	$f(x) = \frac{0.61}{131.2} \left(\frac{x}{131.2}\right)^{-0.38} e^{-\left(\frac{x}{131.2}\right)^{0.61}}$	k = 0.6145, λ = 131.2361	x ≥ 0
2. Liquidez - Razón corriente	Weibull	$f(x) = \frac{0.81}{2.34} \left(\frac{x}{2.34}\right)^{-0.18} e^{-\left(\frac{x}{2.34}\right)^{0.81}}$	k = 0.8187, λ = 2.3426	x ≥ 0
3. Cartera/Total activos	Weibull	$f(x) = \frac{0.89}{0.161} \left(\frac{x}{0.161}\right)^{-0.10} e^{-\left(\frac{x}{0.161}\right)^{0.89}}$	k = 0.8936, λ = 0.1619	x ≥ 0
4. Cartera/Activos corrientes	Normal	$f(x) = \frac{1}{0.2598\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-0.51}{0.259}\right)^2}$	μ = 0.5170, σ = 0.2598	x ∈ R
5. Nivel de endeudamiento	Weibull	$f(x) = \frac{1.61}{0.53} \left(\frac{x}{0.53}\right)^{0.61} e^{-\left(\frac{x}{0.53}\right)^{1.61}}$	k = 1.6193, λ = 0.5308	x ≥ 0

Continuación tabla 1

Variable	Distribución	Función de densidad	Parámetros	Dominio
6. ROA	Gamma	$f(x) = \frac{x^{-0.2947} e^{-x/16.02}}{16.023^{0.705} \Gamma(0.705)}$	$\alpha = 0.7053,$ $\theta = 16.0239$	$x > 0$
7. ROE	Gamma	$f(x) = \frac{x^{-0.413} e^{-x/5.406}}{5.406^{0.586} \Gamma(0.586)}$	$\alpha = 0.5868,$ $\theta = 5.4067$	$x > 0$
8. Margen bruto	Gamma	$f(x) = \frac{x^{0.8652} e^{-x/6.857}}{6.857^{1.865} \Gamma(1.865)}$	$\alpha = 1.8652,$ $\theta = 6.8572$	$x > 0$
9. Margen operacional	Weibull	$f(x) = \frac{0.76}{0.133} \left(\frac{x}{0.133}\right)^{-0.23} e^{-\left(\frac{x}{0.133}\right)^{0.76}}$	$k = 0.7609,$ $\lambda = 0.1330$	$x \geq 0$
10. Margen neto	Weibull	$f(x) = \frac{0.6}{0.075} \left(\frac{x}{0.075}\right)^{-0.39} e^{-\left(\frac{x}{0.075}\right)^{0.6}}$	$k = 0.6070,$ $\lambda = 0.0753$	$x \geq 0$

Fuente: elaboración propia.

En la cual:

- Para distribuciones Weibull: k = parámetro de forma, λ = parámetro de escala
- Para distribución normal: μ = media, σ = desviación estándar
- Para distribuciones gamma: α = parámetro de forma, θ = parámetro de escala
- $\Gamma(\cdot)$ representa la función gamma
- Los exponentes negativos resultan de parámetro de forma - 1

3. Simulación de escenarios aleatorios data 2015-2019

Un método de simulación permite predecir el valor futuro y los valores desconocidos basándose en información conocida. Utiliza números generados aleatoriamente para elegir un conjunto de valores de entrada, y luego calcula los resultados usando estos valores de entrada seleccionados.

El método de Montecarlo es una de las técnicas de remuestreo más importantes en la estadística moderna, que se utiliza para generar observaciones a partir de distribuciones conocidas (Hogg et al., 2012). Desde la aplicación del método, se establecieron los escenarios aleatorios con más alta probabilidad sobre las empresas analizadas, y, posteriormente, se generó un *script* en el *software* R, para crear datos de acuerdo con la distribución establecida.

En el proceso de Montecarlo aplicado, X corresponde a la variable de entrada con una distribución conocida de (véase la ecuación 5):

$$f(x) = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad -\infty < x < \infty \quad [5]$$

En esta situación, $f(x)$ es la función de densidad de probabilidad (PDF). Integrando $f(x)$, la función de distribución acumulativa (CDF) de X , es (véase la [ecuación 6](#)):

$$F(t) = \int_{-\infty}^t f(t)dt, -\infty < x < \infty, 0 \leq y \leq 1 \quad [6]$$

La CDF es estrictamente monótona creciente y está limitada por $[0, 1]$.

Invirtiendo la función de distribución acumulativa anterior se obtiene (véase la [ecuación 7](#)):

$$F^{-1}(u) = (u_1, u_2, \dots, u_n), 0 \leq u \leq 1 \quad [7]$$

Una vez que se invierte la función, el siguiente paso es generar una serie de números aleatorios entre 0 y 1, para luego conectarlos a la función inversa $F^{-1}(u)$. Del resultado de este proceso aplicado a los datos previamente dispuestos se establecieron los escenarios aleatorios posibles para las empresas en el sector real.

4. *Valoración riesgo de crédito sector*

Después del cálculo anterior, se determinaron los valores de riesgo una y otra vez, cada vez usando un grupo diferente de valores aleatorios de las funciones de probabilidad. Este método exige que se hagan miles de recálculos para completar la simulación, establecer una diferencia mínima con el proceso anterior y analizar los resultados. De esta forma, considerando los distintos riesgos establecidos y el grado de incertidumbre o de los rangos especificados, para este caso se establecieron 100 000 muestras sobre la distribución ajustada.

La valoración riesgo de crédito por sector se realizó calculando la sumatoria sobre los indicadores establecidos (véase la [ecuación 8](#)):

$$\text{Riesgo} = \sum_{i=1}^{10} I_i * 80 \quad [8]$$

En la cual,

$$I_i (\text{Indicador}) = \{1 \text{ si } \text{Indicador}_i \geq \text{Promedio del sector } 0 \text{ en otro caso}\}$$

Al comparar el indicador de cada empresa con respecto al reflejado por el sector se evalúa si este es mejor, lo que implica una mayor o menor calificación de riesgo, en la evaluación realizada por cada empresa contrastada con el sector respectivo.

De este modo, el riesgo fue evaluado utilizando la siguiente tabla de valores, la cual está dada por el modelo FICO (véase la [tabla 2](#)).

Tabla 2.

<i>Calificación FICO</i>			
Escala	Rango		
Pobre	0	300	300
Incierto	301	350	350
Justo	351	500	500
Bueno	501	700	700
Excelente	701	800	800

Fuente: elaboración propia.

5. *Pronóstico del 2020*

Con la información analizada para el periodo 2015-2019 se procedió a realizar un pronóstico de riesgo por sector para el 2020, el cual permitió predecir el comportamiento de cada una de las categorías si las condiciones que se consideraban regulares en ese momento se mantuvieran. Es decir, si no hubiera ocurrido la pandemia generada por el SARS-CoV-2, cuál sería el nivel de riesgo. La metodología de pronóstico utilizada es el modelamiento de series temporales con modelos ARIMA ([Gentle, 2020](#)), modelos autorregresivos integrados de promedio móvil, que corresponden a series temporales, determinadas por variaciones y regresiones de los datos con el fin de encontrar patrones para una predicción futura.

De esta forma, un modelo autorregresivo puro de orden p se puede especificar como aparece en la [ecuación 9](#):

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + a_t \quad t = 1, 2, \dots \quad [9]$$

Mientras que un modelo puro de media móvil de orden q , como se detalla en la [ecuación 10](#):

$$Y_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad t = 1, 2, \dots \quad [10]$$

Teniendo en cuenta que los procesos autorregresivos y de medias móviles no son mutuamente excluyentes, es posible integrar estos componentes en un modelo

autorregresivo integrado de medias móviles de orden (p, d, q) o ARIMA (p, d, q) , en el cual p es el orden del componente autorregresivo, d es el orden de integración de la serie, es decir, el número de diferencias que hay que tomar a la serie para que sea estacionaria, y q es el orden del polinomio de medias móviles invertible.

Básicamente, se trata de estimar un proceso ARIMA que de forma verosímil pueda generar la serie temporal (calcular el pronóstico para el 2020), es decir, que se ajuste mejor a las características de cada una de las series. Para ello se desarrollan las siguientes fases:

1. Identificación
2. Estimación
3. Validación
4. Predicción

Es posible establecer diferentes modelos con ajuste adecuados, y en este caso se usa el criterio AIC - criterio de información de Akaike (Fazlalipour Miyandoab et al., 2023) que corresponde a una medida de la calidad relativa de un modelo estadístico. En este sentido, se desarrollan modelos con pocos datos, dado que se trata de un modelo netamente tendencial. De esta forma, el criterio AIC proporciona un medio para la selección del modelo óptimo en cada situación.

5. *Comparación predicción del 2020 versus valor real*

Determinado el valor estimado de la serie temporal para el 2020, es posible comparar este valor con el valor real después de la incidencia de la pandemia. La diferencia entre los valores pronosticados y reales ofrece de manera directa el impacto de la pandemia para cada uno de los niveles de riesgo por sector.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

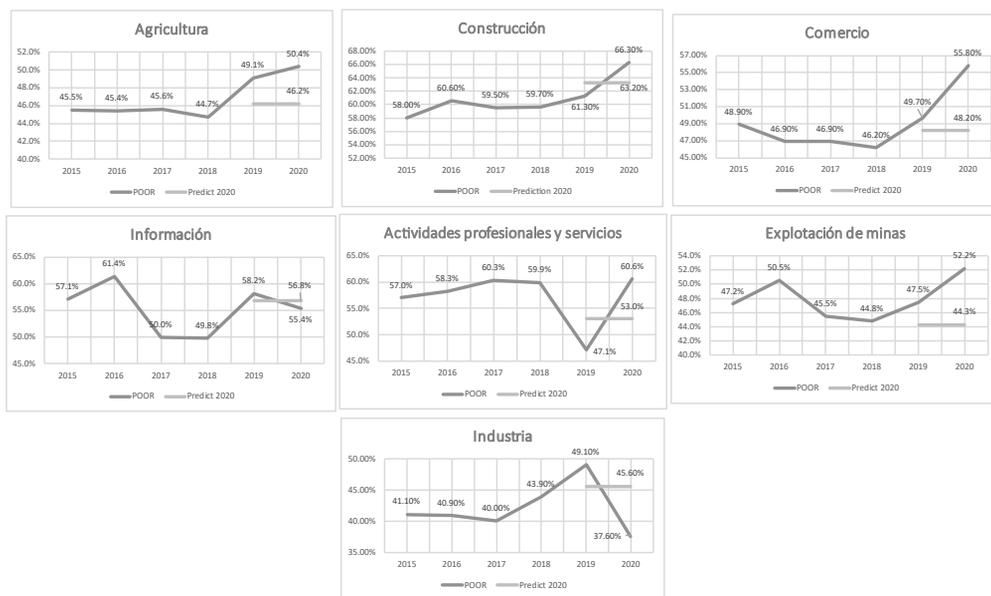
Se presentan los resultados de los escenarios correspondientes a score Pobre y Excelente de la calificación FICO, debido a que estos ofrecen una visión de los extremos en dicha clasificación y es allí donde se observan los mayores impactos, dado que la calificación pobre (véase la figura 3) refleja un mayor riesgo de crédito, y la calificación excelente (véase la figura 4), por el contrario, un menor riesgo de crédito; sin embargo, el análisis por sector se hace de manera independiente para cada uno de ellos.

La **figura 3** presenta la calificación de riesgo como resultado promedio de los sectores que reflejaron peores resultados de riesgo alto producto de la pandemia. El sector agricultura presentó un nivel de riesgo promedio máximo en el 2020 del 50,4 %, aunque las cifras antes de pandemia preveían un riesgo máximo del 46,2 %; a su vez, el sector construcción presentó un riesgo máximo del 66,3 % y las proyecciones prepandemia indicaban el 63,2 %; el sector comercio presentó el 55,8 % respecto al 48,2 %; el sector información el 56,8 % en comparación con el 55,4 %; el sector actividades profesionales el 60,6 % respecto al 53 %; la explotación de minas el 52,2 % en comparación con el 44,3 %; y la industria el 45,6 % respecto al 37,6 %.

Este promedio de riesgo significa el riesgo máximo sin contemplar estrategias en la gestión de cartera y la diferencia entre los resultados obtenidos, mientras que las proyecciones antes de pandemia reflejan el efecto en cada sector de las medidas disruptivas implementadas.

Figura 3.

Calificación por sectores - Score pobre



Fuente: elaboración propia.

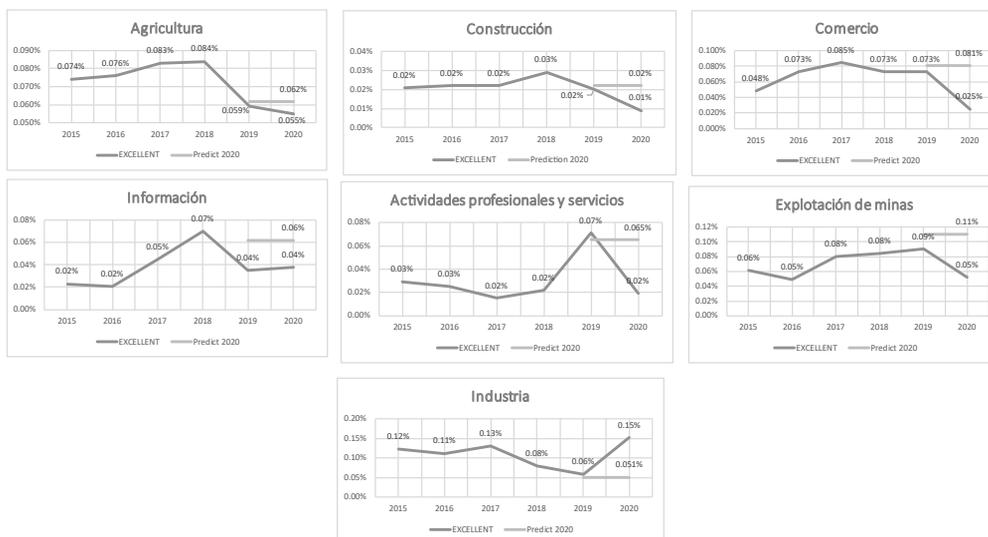
La **figura 4** presenta la calificación de riesgo como resultado promedio de los sectores que reflejaron peores resultados de riesgo producto de la pandemia. En cuanto a la percepción de riesgo, el sector agricultura presentó un nivel de riesgo promedio máximo en el 2020 del 0,055 %, aunque las cifras antes de pandemia preveían un riesgo máximo del 0,062 %; a su vez, el sector construcción presentó un riesgo máximo del 0,01 %, mientras las proyecciones prepandemia indicaban el 0,02 %; el sector comercio presentó el 0,025 % respecto al 0,081 %; el sector información el 0,04 % en comparación con el 0,06 %; el sector de actividades profesionales el 0,02 % respecto al 0,065 %; la explotación de minas el 0,5 % en comparación con el 0,11 %; y el de industria el 0,051 % respecto al 0,15 %.

La evaluación de riesgo se debe realizar para la calificación alta (pobre) y baja (excelente) de riesgo (véase la **figura 4**), con el objetivo de revisar dispersiones que se pueden generar hacia el punto medio.

En la escala de valoración de riesgo FICO, la medición pobre significa un riesgo alto, y excelente, un riesgo de crédito bajo. Así, los resultados que se observan (véase la **figura 5**) permiten predecir para el 2020 una calificación del sector de

Figura 4.

Calificación por sectores - Score excelente



Fuente: elaboración propia.

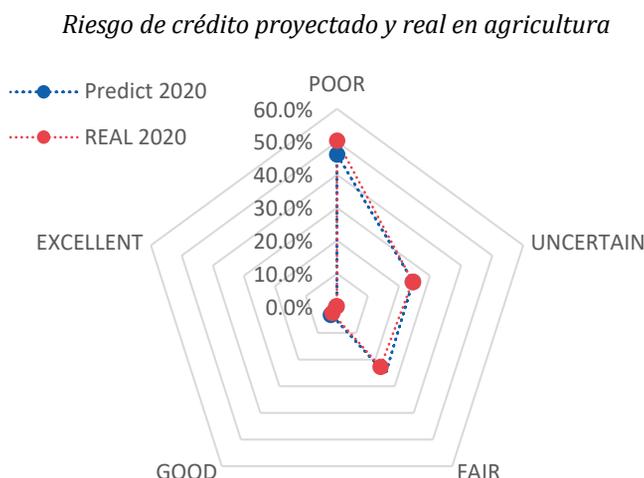
la siguiente forma: pobre del 46,2 %, incierto del 24,5 %, justo del 25,4 %, bueno del 3 % y excelente del 0,062 %. Al calcular los indicadores financieros y validar la información real obtenida para el 2020, se evidencia un incremento considerable en la probabilidad de riesgo en la medida en que la calificación pobre incrementa al 50,4 % y la excelente disminuye al 0,055 %.

Se observa en este sentido una disminución en la calificación de riesgo de este sector en casi 400 puntos básicos respecto a la proyección de riesgo que se tenía para el 2020.

El sector explotación de minas es intensivo en inversiones de largo plazo generadas durante las etapas de evaluación y exploración de minerales. En este sector se evidencia un detrimento en los indicadores de riesgo y, por ende, en el incremento de probabilidad de pérdida esperada; así, la probabilidad de riesgo por calificación pobre incrementó del 44,3 % al 52,2 %, y la calificación excelente disminuyó del 0,11 % al 0,05 %, respecto a la predicción del modelo. Se observa entonces una disminución en la calificación de riesgo de aproximadamente 800 puntos básicos, afectada de manera significativa por el impacto del covid-19.

Por su parte, el sector industrial requiere permanentemente de capital de trabajo, dado que su capacidad productiva depende de la cantidad de dinero que se

Figura 5.



Fuente: elaboración propia.

inyecte en inventario y la rapidez con la que se recaude cartera; en este orden de ideas, la forma de financiación típica es con mayor plazo en el pago de sus obligaciones. El efecto de la valoración de riesgo mejoró respecto a la predicción del modelo, ya que la calificación pobre disminuyó del 45,6 % al 37,60 %, y la calificación excelente incrementó del 0,05 % al 0,15 %. Se observa una mejora en casi 800 puntos básicos en la proyección de riesgo.

En el sector de construcción se evidencia un detrimento en los indicadores de riesgo y un incremento de probabilidad de pérdida esperada para este tipo de empresas, ya que la probabilidad de riesgo por calificación pobre incrementó del 63,23 % al 66,30 %, y la calificación excelente disminuyó del 0,02 % al 0,01 %, respecto a la predicción del modelo. Se observa así una disminución en la calificación de riesgo de aproximadamente 300 puntos básicos, según la proyección prevista para el 2020 en el marco del covid-19.

En el sector comercio, las empresas tienen permanentemente la necesidad de capital de trabajo, dado que el ejercicio de comercialización exige capital para la compra de inventario; ese capital se obtiene principalmente del recaudo de cartera o de financiación de corto plazo con acreedores. En este aspecto se evidencia un detrimento en los indicadores de riesgo, ya que la probabilidad de riesgo por calificación pobre incrementó del 48,19 % al 55,80 %, y la calificación excelente disminuyó del 0,08 % al 0,03 %, respecto a la predicción del modelo. Se observa en consecuencia una disminución de riesgo de aproximadamente 700 puntos básicos.

En relación con el sector de información y comunicaciones, el efecto de la valoración de riesgo en empresas dedicadas a prestar servicios mejoró en cuanto a la predicción del modelo, ya que la calificación pobre disminuyó del 56,8 % al 55,40 %, y la calificación excelente incrementó del 0,06 % al 0,04 %.

Por último, en el sector de actividades profesionales y de servicio se evidencia un detrimento en los indicadores de riesgo, debido a que la probabilidad de riesgo por calificación pobre incrementó del 53 % al 61 %, y la calificación excelente disminuyó del 0,07 % al 0,02 %, respecto a la predicción del modelo. Se nota una disminución en la calificación de riesgo de aproximadamente 800 puntos básicos.

En la medida en que exista una calificación de riesgo alta (*score* pobre), hay mayor probabilidad de pérdida de cartera para las empresas que tengan cuentas por cobrar en dichos sectores.

CONCLUSIONES

Las conclusiones presentadas se sustentan en el ajuste del modelo de cálculo de probabilidad de pérdidas esperadas con las cifras financieras obtenidas del ejercicio contable 2020.

- En general, el covid-19 tuvo un impacto negativo en la medición del riesgo de crédito y en el incremento de la probabilidad de la pérdida esperada en los diferentes sectores, situación que fue evidenciada en la aplicación del modelo de deterioro.
- Los sectores agricultura, explotación de minas y comercio presentaron una desviación entre los 400 y los 800 puntos básicos en la calificación del riesgo de crédito, y fueron los sectores de menor calificación respecto a la proyección que las cifras ofrecían para el 2020. Estos impactos fueron generados por los aislamientos preventivos que no permitieron que la economía siguiera su ciclo normal.
- En algunos sectores como la construcción y el de prestación de servicios profesionales la afectación no fue tan profunda, ya que se observan entre 200 a 300 puntos básicos en la disminución de la calificación del riesgo respecto de la proyección que se tenía.
- En sectores como el de la industria y el de información y comunicación, contrario a lo observado en los anteriores sectores, se observa una mejora en la calificación del riesgo que se proyectaba y que tiene que ver con la actividad continua que no se vio amenazada con los aislamientos preventivos causados por el virus.
- La metodología planteada permite tener una visión general de impactos producidos por un fenómeno particular, con lo cual, aparte de tener una medición puntual en estos casos, es posible generar estrategias o definir procedimientos que minimicen o permitan disolver estos impactos con el paso del tiempo.
- En muchos contextos se habla de recuperación económica, y sería interesante replicar este ejercicio con información al 2024 y entender si la economía regresó a los niveles que había antes del covid-19 o, por el contrario, si hubo pérdidas o ganancias acordes con la tendencia reportada con anterioridad a la pandemia.
- Es necesario contrastar los efectos en las variables macroeconómicas observadas en los diferentes países y sus afectaciones del riesgo crediticio en los respectivos sectores, lo que sería objeto de futuras investigaciones.
- Los modelos ARIMA son herramientas útiles para pronosticar series financieras debido a su capacidad para modelar tendencias y patrones temporales,

ofreciendo resultados interpretables y eficaces en el corto plazo; sin embargo, presentan limitaciones en entornos volátiles, ya que no capturan adecuadamente comportamientos no lineales, eventos extremos o cambios estructurales abruptos, comunes en los mercados financieros. Por ello, aunque son una opción válida, su efectividad puede verse superada por modelos más robustos, como los híbridos o basados en aprendizaje automático, en contextos de alta incertidumbre. Se sugiere, en una siguiente etapa, utilizar otros modelos y comparar los resultados obtenidos, para buscar tener una mayor precisión.

AGRADECIMIENTOS

Los autores expresan sus agradecimientos a las personas cercanas que han acompañado los esfuerzos para generar los resultados que se muestran en esta investigación, así como a las instituciones que con la entrega de información y datos han contribuido con la realización de este proyecto de investigación desarrollado con recursos propios e información pública; además, a los evaluadores que lo enriquecieron con sus comentarios y aportes.

FINANCIAMIENTO

Manifestamos que no hemos recibido financiación de ninguna especie para la realización de esta investigación.

DECLARACIÓN DE CONFLICTOS DE INTERÉS:

Los autores declaran no tener conflictos de interés. El presente análisis se rigió por los principios éticos aceptados por la legislación vigente y de práctica común en las actividades de investigación.

REFERENCIAS

1. Alsuwailem, A. A., Salem, E., Saudagar, A. K. J., AlTameem, A., AlKhathami, M., Khan, M. B. & Hasanat, M. H. A. (2022). Impacts of covid-19 on the food supply chain: a case study on Saudi Arabia. *Sustainability*, 14(1), 254. <https://doi.org/10.3390/su14010254>

2. Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
3. Altman, E. I., Haldeman, R. G. & Narayanan, P. (1977). ZETA™ analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 29-54. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)
4. Ballesteros-Bejarano, J., González-Calzadilla, A. C., Ramón-Jerónimo, J. M. & Flórez-López, R. (2022). Impact of covid-19 on the internationalisation of the Spanish agri-food sector. *Journal Foods*, 11(7), 938. <https://doi.org/10.3390/foods11070938>
5. Bank for International Settlements (BIS). (2015, 18 de diciembre). *Guidance on credit risk and accounting for expected credit losses*. <https://www.bis.org/bcb/publ/d350.htm>
6. Beerbaum, D. (2020). Accounting treatment of credit loss allowances amid covid-19: Current Expected Credit Loss (CECL) versus IFRS 9 Expected Credit Loss (ECL). *Journal of Applied Research in the Digital Economy (JADE)*, special issue on covid-19, June 2020. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3824287>
7. Black, F. & Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, 81(3), 637-654. <https://www.jstor.org/stable/1831029>
8. Caniato, F., Gelsomino, L. M., Perego, A. & Ronchi, S. (2016). Does finance solve the supply chain financing problem? *Supply Chain Management and International Journal*, 21(5), 534-549. <https://doi.org/10.1108/SCM-11-2015-0436>
9. Delgado-Vaquero, D., Morales-Díaz, J. & Zamora-Ramírez, C. (2020). IFRS 9 expected loss. A model proposal for estimating the probability of default for non-rated companies. *Spanish Accounting Review*, 23(2), 180-196. <https://digitum.um.es/digitum/handle/10201/94542>
10. Deloitte. (2013, marzo). *Going up? The impact of impairment proposals on regulatory capital*.
11. Duan, J. C., Kim, B., Kim, W. & Shin, D. (2018). Default probabilities of privately held firms. *Journal of Banking & Finance*, 94, 235-250. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.08.006>
12. Ernst & Young (EY). (2018, 12 de abril). *Impairment of financial instruments under IFRS 9 Financial Instruments*. https://www.ey.com/en_gl/technical/ifrs-technical-resources/impairment-of-financial-instruments-under-ifrs-9-financial-instruments
13. Ernst & Young (EY). (2020, mayo). *Covid-19: Impact on the expected credit loss using simplified approach*. <https://www.studocu.com/in/document/dav-university/seminar-2/covid-19-impact-on-the-expected-credit-loss-using-simplified-approach/43065366>
14. Ernst & Young (EY). (2021, 30 de julio). *Disclosure of covid-19 impact on expected credit losses of banks*. https://www.ey.com/en_gl/technical/ifrs-technical-resources/disclosure-of-covid-19-impact-on-expected-credit-losses-of-banks
15. Fazlalipour Miyandoab, M., Nasiri, P. & Mosammam, A. (2023). Bayesian estimation of fractional difference parameter in ARFIMA models and its application. *Information Sciences*, 629, 144-154. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.01.108>
16. Gentle, J. (ed.). (2020). *Statistical analysis of financial data. With examples in R*. CRC Press.
17. Hayter, A. (2012). *Probability and statistics for engineers and scientists*. Cengage Learning.

18. Hogg, R. V., McKean, J. & Craig, A. T. (2012). *Introduction to mathematical statistics* (7th ed.). Pearson Education.
19. International Accounting Standards Board (IASB). (2014a). *IFRS 9 Financial Instruments*. <https://www.ifrs.org/issued-standards/list-of-standards/ifrs-9-financial-instruments/>
20. International Accounting Standards Board (IASB). (2014b). *IFRS 15 revenue from contracts with customers*. <https://www.ifrs.org/issued-standards/list-of-standards/ifrs-15-revenue-from-contracts-with-customers/>
21. ISO 22301:2020-04. *Seguridad y resiliencia. Sistema de Gestión de la Continuidad del Negocio. Requisitos*. (ISO 22301:2019).
22. Ivanovic, Z., Bogdan, S. & Baresa, S. (2015). Modeling and estimating shadow sovereign ratings. *Contemporary Economics*, 9(3), 367-384. <http://dx.doi.org/10.5709/ce.1897-9254.175>
23. KPMG. (2017, julio). *Demystifying Expected Credit Loss (ECL)*. <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/in/pdf/2017/07/Demystifying-Expected-Credit-Loss.pdf>
24. Lisicky, B. (2021). Impairment of assets and market reaction during covid-19 pandemic on the example of WSE. *Risk*, 9(10), 183. <https://doi.org/10.3390/risks9100183>
25. Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. *The Journal of Finance*, 29(2), 449-470. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1974.tb03058.x>
26. Miu, P. & Ozdemir, B. (2017). Adapting the Basel II advanced internal-ratings-based models for International Financial Reporting Standard 9. *Journal of Credit Risk*, 13(2), 53-83. <https://doi.org/gbk7k5>
27. Moretto, A. & Caniato, F. (2021). Can supply chain finance help mitigate the financial disruption brought on by covid-19? *Journal of Purchasing and Supply Management*, 27(4), art. 100713. <https://doi.org/10.1016/j.pursup.2021.100713>
28. Rahman, M. L., Amin, A. & Abdullah, M. A. (2021). The covid-19 outbreak and stock market reactions: evidence from Australia. *Finance Research Letters*, 38, art. 101832. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101832>
29. Rostek, K., Wiśniewski, M. & Skomra, W. (2022). Analysis and evaluation of business continuity measures employed in critical infrastructure during the covid-19 pandemic. *Sustainability*, 14(22), 15388. <https://doi.org/10.3390/su142215388>
30. Sánchez, S. A., Camacho, Z. E., Varon, R. M. & Carvajal, S. A. (2021). Impairment model applying Montecarlo simulation: expected loss approach for companies in the real sector. *International Journal of Business and Management Science*, 11(1), 99-117.
31. Uddin, M., Chowdhury, A., Anderson, K. & Chaudhuri, K. (2021). The effect of covid-19 pandemic on global stock market volatility: can economic strength help to manage the uncertainty? *Journal of Business Research*, 128, 31-44. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.01.061>
32. Volarević, H. & Varovic, M. (2018). Internal model for IFRS 9 - Expected credit losses calculation. *Ekonomski Pregled*, 69(3), 269-297. <https://doi.org/10.32910/ep.69.3.4>
33. Zhang, D., Hu, M. & Ji, Q. (2020). Financial markets under the global pandemic of covid-19. *Finance Research Letters*, 36, art. 101528. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101528>