



POSGRADOS

MAESTRÍA EN CONTABILIDAD Y AUDITORÍA

RPC-SO-30-NO.503-2019

OPCIÓN DE TITULACIÓN:

INFORMES DE INVESTIGACIÓN

TEMA:

ANÁLISIS DE LOS MODELOS PARA LA GESTIÓN Y EVALUACIÓN DEL RIESGO DEL CRÉDITO, PARTIENDO DE LAS EXPERIENCIAS ACTUALES EN EUROPA, AMÉRICA LATINA Y ECUADOR, CON EL OBJETO DE SER PROPUESTOS EN LAS COOPERATIVAS DE AHORRO Y CRÉDITO DEL SEGMENTO 1 DE LATACUNGA

AUTORA:

KAREN YADIRA JÁCOME PARRA

DIRECTOR:

DIEGO HERNÁN MONTERO PIEDRA

CUENCA – ECUADOR
2026

Autora:



Karen Yadira Jácome Parra

Licenciatura en Contabilidad y Auditoría.

Candidata a Magíster en Contabilidad y Auditoría
por la Universidad Politécnica Salesiana – Sede
Cuenca.

kjacomep1@est.ups.edu.ec

Dirigido por:



Diego Hernán Montero Piedra

Contador Público Auditor.

Magister en Contabilidad y Auditoría.

dmontero@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados.

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

2026 © Universidad Politécnica Salesiana.

CUENCA – ECUADOR – SUDAMÉRICA

KAREN YADIRA JÁCOME PARRA

Análisis de los modelos para la gestión y evaluación del riesgo del crédito, partiendo de las experiencias actuales en Europa, América Latina y Ecuador, con el objeto de ser propuestos en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de Latacunga

DEDICATORIA

Este trabajo de investigación se lo dedico a mi mamá Marcia Parra quien ha sido mi pilar fundamental en mi camino de vida y mi razón de seguir adelante, ya que gracias a su dedicación y esfuerzo ha sido mi ejemplo que seguir y mi mayor fortaleza agradezco por su amor y paciencia que me ha tenido a lo largo de mi vida gracias a ella estoy logrando cumplir una etapa más en mi vida.

A mi papá Ramiro Jácome que con su amor, esfuerzo y sacrificio me ha ayudado a complementar mi vida para que cada logro y esfuerzo que he dado se cumplan por ser mi motor fundamental para lograr cada sueño.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Jehová Dios por guiarme en cada uno de los pasos que logro por darme sabiduría y tener conocimiento del gran amor que nos tiene por guiarme en mis momentos difíciles y por enseñarme a ser una mejor persona cada día le agradezco por la vida que nos permite tener.

A mis padres quienes han sido mi mayor razón y motivación para seguir adelante es por ellos que hoy logro llegar a este gran punto de mi vida ya que gracias a su amor y paciencia han sabido guiarme con sus consejos, este logro es para ustedes gracias por ser un ejemplo para mí.

Quiero expresar mi agradecimiento a mi amiga Estefany Lema, cuya compañía, apoyo y palabras de aliento fueron fundamentales durante todo este proceso. Gracias por escucharme en los momentos de duda, y recordarme mi capacidad cuando más lo necesitaba. Tu amistad se convirtió en un motor constante que me impulsó a seguir adelante, incluso en los días más difíciles.

A la Universidad y a sus docentes quienes han sabido guiarnos e impartir todo su conocimiento para que sigamos siendo grandes profesionales y formarnos con valores y éticas profesionales, al PhD. Diego Montero tutor de este informe de investigación, gracias por su paciencia, compromiso y aporte con sus conocimientos.

TABLA DE CONTENIDO

Tabla de Contenido.....	5
Resumen	10
Abstracts	11
1. Introducción.....	12
2. Determinación del Problema	17
2.1. Formulación del Problema.....	17
2.2. Justificación.....	18
2.3. Objetivos.....	19
2.3.1. Objetivos.....	19
2.3.2. Objetivos Específicos:	20
3. Marco teórico referencial.....	21
3.1. Antecedentes.....	21
3.2. Conceptualización	22
3.2.1. Rentabilidad.....	22
3.2.2. Indicadores de rentabilidad empleados en el riesgo crediticio de las cooperativas de ahorro y crédito	23
3.2.3. Factores que influyen en la rentabilidad de las cooperativas de ahorro y crédito	25
3.3. Riesgo de Crédito	25
3.3.1. Riesgo	25
3.3.2. Riesgo Financiero	26

3.3.3. Conceptualización sobre el Crédito	26
3.3.4. Beneficios de los créditos	27
3.3.5. 5Cs del Crédito	27
3.3.6. Definición de riesgo de Crédito	28
3.3.7. Tipos de Riesgo de Crédito en el Sistema Financiero	29
3.3.4. Modelos de Gestión y Evaluación Crediticia	30
3.3.4.1. Modelos de Gestión y Evaluación Crediticia	30
3.3.4.2. Métodos para la medición del riesgo de crédito	30
3.3.4.3. Sistema de riesgo de crédito	31
3.3.4.4. Modelo de gestión y evaluación crediticia	32
3.3.4.5. Tipos de modelos para el seguimiento y control del riesgo de crédito.....	32
4. Materiales y Métodos	36
4.1. Diseño de la investigación.....	36
4.2. Tipo de investigación.	36
4.2.1. Investigación descriptiva	36
4.2.2. Investigación explicativa	37
4.3. Población y muestra	37
4.3.1. Población	37
4.3.2. Muestra	38
4.4 Métodos	39
4.4.1. Método deductivo	39
4.5. Técnicas de investigación.....	39
4.5.1. Investigación documental.....	39
4.6. Procesamiento de la información	39
5. Resultados y Discusión.....	41
5.1. Identificar los modelos de gestión y evaluación de crédito empleados en Europa, América Latina y Ecuador	41

5.1.1. Modelos Modernos	41
5.1.2. Modelos de inteligencia artificial	43
5.2. Exponer las áreas y el grado de mejoramiento financiero de las instituciones europeas, latinoamericanas y ecuatorianas que hayan aplicado modelos modernos y de inteligencia artificial para la gestión y evaluación de riesgo de crédito.....	46
5.3. Selección de los modelos más efectivos para las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Segmento 1	50
5.3.1. Beneficios y características de los modelos KMV y Machine Learning.....	51
5.3.2. Estudio de factibilidad de los requerimientos tecnológicos, humanos y financieros para los modelos modernos y de inteligencia artificial (IA).....	55
5.3.3. Propuesta de modelos modernos y de inteligencia artificial para las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Segmento 1	58
Discusión	63
6. Conclusiones.....	65
Conclusiones.....	65
Recomendaciones	66
7. Bibliografía.....	67

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1	13
Tabla 2	23
Tabla 3	24
Tabla 4	27
Tabla 5	29
Tabla 6	30
Tabla 7	33
Tabla 8	38
Tabla 9	45
Tabla 10	47
Tabla 11	50
Tabla 13	53
Tabla 12	56
Tabla 13	59

“ANÁLISIS DE LOS MODELOS PARA LA GESTIÓN Y
EVALUACIÓN DEL RIESGO DEL CRÉDITO,
PARTIENDO DE LAS EXPERIENCIAS ACTUALES EN
EUROPA, AMÉRICA LATINA Y ECUADOR, CON EL
OBJETO DE SER PROPUESTOS EN LAS
COOPERATIVAS DE AHORRO Y CRÉDITO DEL
SEGMENTO 1 DE LATACUNGA”

AUTORA:

KAREN YADIRA JÁCOME PARRA

RESUMEN

El presente estudio analiza los modelos para la gestión y evaluación del riesgo del crédito, partiendo de las experiencias actuales en Europa, América Latina y Ecuador, con el objeto de ser propuestos en las Cooperativas de Ahorro y Crédito del segmento 1 de Latacunga. La metodología se caracterizó por implementar un diseño no experimental, con un tipo de investigación descriptiva y explicativa; así mismo, se consideró una muestra censal basada en el conjunto de la población, representada por 16 Cooperativas de Ahorro y Crédito del Segmento 1 de Latacunga. Por su parte, se empleó una investigación documental, donde la extracción, análisis y procesamiento de la información se hizo a partir de una amplia base de datos, constituida por SciELO, Scopus, Google Scholar, ProQuest, y Google Académico. Los resultados del estudio exponen que los modelos para la gestión y evaluación crediticia más empleados y relevantes a nivel europeo, latinoamericano y ecuatoriano son el modelo moderno KMV y el modelo de Inteligencia Artificial Machine Learning, ya que generan mayores beneficios que los modelos tradicionales. En consecuencia, se propone la implementación de los modelos KMV y Machine Learning en las siguientes cooperativas: Juventud Ecuatoriana Progresista Limitada, San Francisco LTDA, Fernando Daquilema Limitada, De la Pequeña Empresa de Cotopaxi Limitada, Tulcán Limitada, Ambato LTDA, El Sagrario LTDA, y Virgen del Cisne.

Palabras claves: Modelo, gestión, riesgo de crédito, Cooperativas de Ahorro y Crédito

ABSTRACTS

This study analyzes the models for credit risk management and evaluation, based on current experiences in Europe, Latin America and Ecuador, with the purpose of being proposed in the Savings and Credit Cooperatives of segment 1 of Latacunga. The methodology was characterized by implementing a non-experimental design, with a descriptive and explanatory type of research; likewise, a census sample was considered based on the whole population, represented by 16 Savings and Credit Cooperatives of Latacunga's Segment 1. A documentary research was used, where the extraction, analysis and processing of the information was made from an extensive database, consisting of SciELO, Scopus, Google Scholar, ProQuest, and Google Scholar. The results of the study show that the most used and relevant models for credit management and evaluation at the European, Latin American and Ecuadorian levels are the modern KMV model and the Machine Learning Artificial Intelligence model, since they generate greater benefits than traditional models. Consequently, the implementation of the KMV and Machine Learning models is proposed in the following cooperatives: Juventud Ecuatoriana Progresista Limitada, San Francisco LTDA, Fernando Daquilema Limitada, De la Pequeña Empresa de Cotopaxi Limitada, Tulcán Limitada, Ambato LTDA, El Sagrario LTDA, and Virgen del Cisne.

Keywords: Model, management, credit risk, Credit Unions, Credit Unions

1. INTRODUCCIÓN

El sistema financiero cumple una labor excepcional en el correcto funcionamiento de la economía, ya que mediante este se ejercen varias tareas de índole financiera. En esencia, una eficaz participación de los diferentes agentes financieros influye satisfactoriamente en el crecimiento económico y en el bienestar de la ciudadanía (Ordóñez-Granda et al., 2020). Considerando a Ortega-Ajila et al. (2022), actualmente el sistema financiero juega un rol protagónico de gran trascendencia, puesto que han surgido en el mundo una infinidad de requerimientos financieros, los cuales han repercutido desde el punto de vista económico y social. De esta manera, el sistema financiero tiene un impacto determinante para la sociedad, por lo que su trascendencia a través del tiempo ha sido ininterrumpida.

La conformación del sistema financiero viene dada por entidades de naturaleza pública y privada, cuya finalidad inmediata es lograr la captación de ahorros provenientes de las personas y posteriormente, colocar el capital mediante créditos que generen porcentajes de rendimiento financiero, beneficiando así a clientes, socios o instituciones financieras a (Ortega-Ajila et al., 2022). En este sentido, las entidades de crédito suelen ser organizaciones públicas o privadas que tienen la potestad de proporcionar préstamos a individuos u organizaciones, catapultándose en este esquema las instituciones bancarias, las cajas de ahorro, las cooperativas, entre otros mecanismos (Westreicher, 2018). No obstante, dependiendo del país y otras particularidades financieras, pueden existir diferentes tipos de entidades crediticias que ejercen una función relevante en el sistema financiero.

El sistema financiero en Ecuador se encuentra conformado por cooperativas de ahorro y crédito, asociaciones mutualistas y otras organizaciones de índole financiero; sin embargo, entre los segmentos con una mayor cantidad de activos esta la banca privada (Ordóñez-Granda et al., 2020) En el Ecuador, las cooperativas de ahorro y crédito se posicionan como uno de los mayores atractivos del ámbito empresarial, principalmente por su amplio poder monetario, ya que tiene la capacidad de expandir la economía nacional a través de financiamientos (García et al., 2018). Por otro lado, el Banco Central del Ecuador (2022) señala que el rol preponderante de las cooperativas de ahorro y crédito

ha sido ejemplar, esto como consecuencia de su visión inclusiva para segmentos de la población muy vulnerables, quienes cotidianamente se encontraban excluidos del sistema financiero tradicional. Sin lugar a duda, este tipo de cooperativas no solamente han tenido la capacidad de satisfacer una demanda creciente de financiamiento, sino que también han repercutido favorablemente en el tejido social ecuatoriano.

Al instante de contabilizar por número de organizaciones, se tiene que 13.312 son asociaciones, 2.687 forman parte de cooperativas, de las cuales 488 pertenecen cooperativas de ahorro y crédito; así mismo, 89 entidades son de naturaleza comunitario y 1 es considerada como de caja central. No obstante, un año más tarde esta cifra se posicionó por las 451 cooperativas de ahorro y crédito, clasificadas en 5 segmentos (Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, 2022). La clasificación de las cooperativas de ahorro y crédito viene dada por criterios como el saldo y tipo de activos, constituyéndose los siguientes segmentos:

Tabla 1

Segmentación de entidades del SFPS

Segmento	Activos
1	Mayor a 80.000.000,00
2	Mayor a 20.000.000,00 hasta 80.000.000,00
3	Mayor a 5.000.000,00 hasta 20.000.000,00
4	Mayor a 1.000.000,00 hasta 5.000.000,00
5	Hasta 1.000.000,00

Nota. Segmentación de entidades del SFPS. Fuente: Elaboración propia, a partir de (Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, 2022).

Actualmente, en el país las cooperativas de ahorro y crédito despliegan un rol fundamental en el funcionamiento económico ecuatoriano, desempeñado por la inclusión financiera y el desarrollo de la economía, al proporcionar servicios financieros a las comunidades rurales y urbanas, fomentar el ahorro, el crédito responsable y promover la educación financiera (García et al., 2018). Por otra parte, dichas entidades en el Ecuador contribuyen a la generación de empleo, apoyan el emprendimiento y las microempresas, promoviendo la equidad social y solidaria, a su vez, fortalecen el tejido social al propiciar la participación activa de sus socios en la toma de decisiones y en la gestión de los recursos financieros (Salinas y Sastre, 2021). Sin embargo, Altamirano et al. (2018)

señalan que las cooperativas de ahorro y crédito en el Ecuador están expuestas a los riesgos financieros que debe enfrentar como el riesgo crediticio por incumplimiento de los préstamos; riesgo de liquidez, debido a la falta de fondos disponibles.

En este sentido, dichos riesgos financieros conllevan a una reducción en la disponibilidad de créditos, afectado las tasas de rendimiento financiero, ya que las cooperativas pueden implementar medidas cautelosas, para gestionar los riesgos y mantener su estabilidad financiera, situación que puede variar, dependiendo de la situación específica de cada entidad y segmento en el cual se ubique (Díaz y Guerra, 2017). No obstante, si las cooperativas enfrentan mayores riesgos, es posible que ajusten sus tasas de interés, a fin de compensarlos y proteger la rentabilidad, esto puede resultar en cambios en las tasas de rendimiento ofrecidas a los socios.

Un fenómeno que puede influir en la baja rentabilidad de las empresas y en concreto a las cooperativas de ahorro y crédito, es el riesgo de crédito o riesgo crediticio. Para contextualizar, el crédito puede concebirse como dinero suministrado por un acreedor a un individuo prestatario, quien manifiesta una obligación de pago (Chatterjee, 2016). En este sentido, Saavedra y Saavedra (2010) describen que el riesgo de crédito es la posibilidad de que, al cabo de un vencimiento, una institución no pueda hacerse cargo de su deuda de manera parcial o total, por lo que está imposibilitado de cumplir con su obligación financiera, ya sea por ausencia de liquidez, quiebra u otro motivo relacionado. El incumplimiento puede obedecerse a distintos factores, como pueden ser movimientos impredecibles en el mercado de activos financieros, restricción en la ejecución de cobros o garantías, y eventualidades de liquidez (Millán y Caicedo, 2018).

Una organización o entidad financiera que experimente problema de riesgo de crédito está en la necesidad de implementar modelos de gestión y evaluación crediticia, ya que son instrumentos eficaces al momento de medir los niveles de ganancias y las condiciones prestatarias que enmarcan a una institución. Es importante señalar, que los modelos pueden estar supeditados a condiciones de medición del riesgo de crédito, o en su defecto, se clasifican en modelos que se centran en el seguimiento y control crediticio (Granja y García, 2020). Ambas alternativas son de gran alcance para cooperativas que desean tener una estructura financiera muy bien aceptada.

De esta manera, Saavedra y Saavedra (2010) destacan que el sistema de medición del riesgo de crédito busca conocer los condicionantes del riesgo crediticio, esto

considerando las carteras adscritas y las pérdidas futuras que puedan ocurrir en una empresa. Estos modelos trascienden a partir de un análisis cuantitativo sobre el riesgo, donde se examinan las eventuales pérdidas que se pronostican en función del otorgamiento de crédito, por lo que se cuantifican los montos que los usuarios pagaran y el valor de riesgo existente (Granja y García, 2020).

En relación a los modelos para el seguimiento y control del riesgo de crédito, la Caja Rural de Navarra (2024) establece que el seguimiento se basa en procedimientos de atención permanente, cuya esencia se centra en la obtención de reembolsos puntuales de cada operación; así como también, realizar retiros anticipados en caso de eventos no planificados. Adicionalmente Granja y García (2020) explican que este tipo de riesgo crediticio tiende a ser cualitativo y previsible, por lo que se busca asegurar que un cliente no cumpla con sus obligaciones y se genere la pérdida estimada a través del modelo de medición.

Al instante de analizar y validar la inserción de un modelo de gestión y seguimiento para el riesgo de crédito, se hace imperante definir los criterios para la calificación de las carteras crediticias que tiene una cooperativa, su estructura y la conformación de los portafolios de crédito. También, es determinante medir las condiciones macroeconómicas, sectoriales y los fenómenos históricos atribuidos a cada entidad (Saavedra y Saavedra, 2010). Esto permitirá medir la efectividad de la gestión de riesgo de crédito, siendo necesario la aplicación de modelos que contengan indicadores de seguimiento del riesgo; así mismo, facilitar a las cooperativas los procesos de adjudicación y comportamiento crediticio, ayudando a la reducción de riesgo (Valle, 2019).

Entre los modelos de medición de riesgo de crédito que pueden aplicarse en una cooperativa de ahorro y crédito, Riveros (2019) señala que estos pueden clasificarse en tradicionales y modernos. Para comenzar, los modelos tradicionales se amparan en criterios subjetivos o experimentales de un analista de riesgo; mientras tanto, los modelos modernos emplean técnicas e instrumentos de control de riesgos más innovadores.

Actualmente varios países del mundo están introduciendo o modernizando diferentes modelos de gestión y evaluación del riesgo crediticio, incidiendo en mejoramiento de la rentabilidad de sus organizaciones o entidades financieras. En consecuencia, Kiseleva et al. 2023, exponen que naciones como Rusia se ha visto envuelta

en una situación de inestabilidad política y económica, lo que ha provocado que varias empresas implementen el método de análisis jerárquico, el método de escenarios y el modelo de diversificación, este último asociado a la distribución de riesgo.

La utilización de modelos basados en el machine learning (ML) o aprendizaje automático han generado revuelo en países como España, una tendencia impulsada principalmente por la concatenación de dos elementos. Para comenzar, la posibilidad de acceder a una gran cantidad de datos que demandan de tecnología escalable, esto al momento de asegurar un almacenamiento rentable. A su vez, las actualizaciones constantes en la nube, acompañada de novedosas técnicas para la modelización estadística, como es el caso de la inteligencia artificial (IA) (Alonso-Robisco y Carbo, 2023). Complementando a lo anterior, Grau y Portela (2020), reseñan que el machine learning dispone de un grupo de instrumentos para la modelización y estudio de base de datos complejas, siendo estructurado en supervisado y no supervisado. Se trata de un modelo de medición de riesgo crediticio que se sustenta en modelos estadísticos, donde se busca la predicción y estimación de variables en relación a otras.

En el plano latinoamericano, los algoritmos pertenecientes al machine learning han tenido una gran receptividad en países del continente como Perú, ya que su evolución en el sistema financiero ha sido importante. Este ha permitido que la gestión de riesgo de crédito sea favorable para las entidades financieras, maximizando las ganancias de las instituciones que la aplican (Hermitaño, 2022). Por su parte, en Colombia el scoring de crédito ha tenido gran receptividad en organizaciones financieras del país, puesto que es un modelo de naturaleza estadística que organiza a los clientes en función de un perfil crediticio, donde existe la asignación en puntuaciones o probabilidad de mora (Caicedo, 2018).

2. DETERMINACIÓN DEL PROBLEMA

2.1. Formulación del Problema

En el Ecuador, se ha estudiado la factibilidad de aplicar modelos de gestión crediticia como lo son el Scoring de Probabilidad, y el Machine Learning, cuya aplicación ha sido replicada en algunas cooperativas de ahorro y crédito a nivel nacional. Para Carrasco et al. (2023) la esencia del modelo Scoring radica en que las variables empleadas están supeditadas al crédito, siendo importante estudiar el historial crediticio y determinadas características de los clientes, como es el caso de estado civil, género, edad, condición laboral, entre otras condiciones relevantes para el Credit Scoring. En contraste, los modelos Machine Learning manejan un aprendizaje supervisado compuesto de regresión logística, Random Forest (XGBoost) y redes neuronales; al mismo tiempo, se aplica el método CRISP-DM, crucial a la hora de instaurar un modelo predictivo ideal para la examinación del riesgo crediticio (Chiluza, 2021).

En la provincia Cotopaxi, las estadísticas proporcionadas por el Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS), señalan que el número de cooperativas de ahorro y crédito ascienden a 81 entidades financieras. Esta información muestra el gran potencial de inversión y la iniciativa de la población en acceder a modernas fuentes de financiamiento (Yáñez, 2016). Con respecto a Latacunga, Toaquiza (2022) describe que en la ciudad existen 15 cooperativas de ahorro y crédito pertenecientes al segmento 1, de las cuales dos tienen su oficina matriz en esta localidad. Entre las instituciones financieras que lideran mercado crediticio están la COAC CACPECO y la COAC Chibuleo.

Las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 se encuentran en la actualidad muy propensas a una tener una limitada gestión de créditos, obstaculizando su efectivo funcionamiento financiero y, por tanto, se ven en la necesidad de implantar distintos procesos para la recuperación de cartera, ocasionando elevados costos administrativos. Por otra parte, algunas cooperativas tienen dificultades en el análisis de datos, ya que no poseen instrumentos especializados basados en inteligencia de negocios, minería de datos, u otra herramienta de tecnología para los respectivos análisis.

Considerando todo lo anterior, en las cooperativas del segmento 1 de la ciudad de Latacunga, es natural que pueda percibirse un aumento en el riesgo de crédito, atribuido a una morosidad no vinculada a parámetros normales.

Entre las causas que están incidiendo en las problemáticas descritas con anterioridad, se encuentran la escasa formación sobre intermediación financiera de gerentes, ejecutivos y oficiales; reglamentos crediticios con políticas inadecuadas; así como también, la ausencia de un modelo de gestión y evaluación del riesgo de crédito.

2.2. Justificación

Hoy en día las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de la ciudad de Latacunga, disponen de procesos manuales al instante de analizar las condiciones para otorgamientos de créditos, esto se hace mediante el ingreso de una solicitud crediticia y posteriormente, se accede a un comité de crédito que emitirá un veredicto sobre los financiamientos solicitados. No obstante, los distintos informes que suelen presentar los administradores de riesgos a la gerencia evidencian un alto potencial de morosidad, constituyéndose como un indicador delicado para estas entidades financieras.

Tomando en cuenta este panorama, el presente estudio busca analizar los modelos para la gestión y evaluación del riesgo del crédito, partiendo de las experiencias actuales en Europa, América Latina y Ecuador, con el objeto de ser propuestos en las cooperativas mencionadas.

El siguiente estudio ayudará a proponer modelos de gestión y evaluación del riesgo de crédito, los cuales no suelen ser implementados por cooperativas de ahorro y crédito en el Ecuador, ya que se decantan por alternativas tradicionales u obsoletas en el tiempo. Algunas de las técnicas que pueden ser de gran ayuda para las entidades financieras se sustentan en modelos tradicionales modernos de inteligencia artificial (IA), cuyos resultados de implementación pueden ser altamente favorables para la rentabilidad y el riesgo crediticio.

La factibilidad de un modelo de gestión y evaluación del riesgo crediticio reviste de gran trascendencia para el sector cooperativista ecuatoriano y latacungueño, puesto que se aceleran los procesos tecnológicos en las empresas y, por tanto, los administradores de riesgo contarán con instrumentos totalmente validados para atender sus responsabilidades financieras y crediticias.

En Ecuador Looor-Zambrano et al. (2022) realizaron un estudio donde plantearon un modelo de gestión crediticio basado en indicadores de eficiencia financiera, ayudando reducir el riesgo de crédito en las cooperativas de ahorro y crédito del Ecuador,

particularmente las de la ciudad de Manabí. Una vez aplicado el estudio financiero y crediticio a las cooperativas, se determinó que la gestión de riesgo de crédito no se viene ejerciendo satisfactoriamente, puesto que no solamente hay ausencia de estrategias innovadoras que incidan en la medición del historial crediticio, sino que al mismo tiempo no existe una segmentación clasificada por sexo, edad, ingresos, entre otros ítems. De esta manera, la reflexión va encaminada hacia una nueva modalidad de clasificación para socios y servicios financieros, las cuales se adapten a los requerimientos y capacidades de financiamiento, ya que puede evidenciarse insolvencia financiera en las diferentes entidades. Es importante señalar, que no se pudo medirse el riesgo de crédito en las organizaciones estudiadas, puesto que las cooperativas COAC de la UTM y COAC Abdón Calderón, estuvieron renuentes a proporcionar sus estados financieros e indicadores crediticios, ya que consideraron esta información como confidencial y delicada para sus intereses. Sin embargo, el estudio tomó como referencia información pública disponible de la Superintendencia de Economía Popular y Solidara (SEPS), convirtiéndose así en un medio eficaz para la evaluación del riesgo crediticio.

El estudio de los modelos de gestión y evaluación de crédito ayudarán a comprender cuales técnicas o instrumentos de medición crediticia tienen mayor efectividad y credibilidad en la actualidad. Este estudio se sustentará en modelos aplicados en otras regiones o países del mundo, quienes se han decantado por alternativas modernas e innovadoras para la buena gestión de crédito en sus organizaciones financieras. En particular, las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de Latacunga pueden beneficiarse de estas nuevas tendencias, ya que históricamente el sector financiero ecuatoriano se ha decantado por modelos tradicionales que simplemente no aportan en la maximización de la rentabilidad, la reducción en los índices de morosidad, y en la determinación de una adecuada calificación crediticia.

2.3. Objetivos

2.3.1. Objetivos

Analizar los modelos para la gestión y evaluación del riesgo del crédito, partiendo de las experiencias actuales en Europa, América Latina y Ecuador, con el objeto de ser propuestos en las Cooperativas de Ahorro y Crédito del segmento 1 de Latacunga

2.3.2. Objetivos Específicos:

- Identificar los modelos de gestión y evaluación de crédito empleados en Europa, América Latina y Ecuador, que ayuden a minimizar el riesgo crediticio en las instituciones financieras.
- Analizar y resaltar las áreas clave de mejora financiera en las instituciones europeas, latinoamericanas y ecuatorianas que hayan implementado los modelos de gestión y evaluación de riesgo de crédito, identificando el grado de mejoramiento.
- Proponer los modelos de gestión y evaluación de riesgo crediticio más efectivos en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de Latacunga, considerando los principales requerimientos para su implementación.

3. MARCO TEÓRICO REFERENCIAL

3.1. Antecedentes

En primer lugar, Kiseleva et al. (2023) elaboraron un estudio que se denominó “Análisis de modelos de evaluación del riesgo de crédito para garantizar la seguridad económica de una organización en el contexto de la digitalización”, publicado en la Plekhanov Russian University of Economics, perteneciente a la Universidad de Moscú, Rusia. El objetivo de la investigación estuvo orientado a conocer la evacuación de riesgos crediticios en el entorno de la economía digital, por lo que identificaron distintos modelos que determinan las particularidades de los métodos de evaluación de riesgos de crédito y se hacen un comparativo entre ellos. La metodología se caracterizó por implementar distintos procedimientos y métodos matemáticos, lógicos y estadísticos, los cuales permitieron sintetizar los resultados de encuestas sobre las probabilidades de riesgos.

El estudio concluye que las estrategias más eficientes para reducir el riesgo de crédito son el método de escenarios, el método de análisis jerárquico y la distribución de riesgos (Kiseleva et al., 2023).

Por su parte, Maitanmi et al. (2024) realizaron un estudio que llevo por nombre “Evaluation of Financial Credit Risk Management Models Based on Gradient Descent and Meta-Heuristic Algorithms”, el cual fue publicado en la Babcock University, en Ilishan-Remo, Nigeria. Los autores elaboraron un modelo de gestión y evaluación de riesgo de crédito para instituciones bancarias y financieras nigerianas, esto con el objeto de conocer la solvencia crediticia de los clientes. La propuesta evalúa un conjunto de modelos basados en algoritmos de optimización metaheurística, cuya implementación es común en aprendizaje automático. En relación con la metodología, la investigación se fundamenta en la preparación de datos cuantitativos, donde ocurre el procesamiento, la erradicación de columnas duplicadas y la inserción del modelo de riesgo de crédito.

Los resultados proporcionan una arquitectura consolidada y muestra los beneficios procedentes de los algoritmos; así mismo, se restringen las limitaciones a la hora de elaborar un modelo de riesgo crediticio más preciso y efectivo. (Maitanmi et al., (2024).

Ahora bien, Grau y Portela (2020), diseñaron un estudio que se denominó “Machine Learning y Riesgo de Crédito”, y que se publicó en la Universidad de Comillas en Madrid, España. El objetivo de la investigación se enmarcó en hacer un análisis para la medición del riesgo de crédito a través del Machine Learning. Por otro lado, la metodología se fundamentó en un caso de estudio, donde se evaluaron números créditos en la proyección de una regresión logística, acompañado de un árbol de decisión y el Gradient Boosting. Se concluye que el Machine Learning es un modelo de gestión y evaluación crediticia bastante óptimo, con ello puede evaluarse la rentabilidad y riesgo crediticio en una organización.

Para finalizar, Valencia (2024) realizó un estudio que se tituló “Modelo de gestión de riesgo de crédito en las instituciones financieras”, publicado en la Pontificia Universidad Católica del Ecuador, sede Ambato. El propósito de la investigación fue diseñar un modelo de gestión de riesgos para el mejoramiento del proceso en la concesión de los créditos en las instituciones financieras del segmento 1. La metodología empleada se sustentó en implantar las fases del modelo Logit, considerando las regulaciones internacionales como el Comité de Basilea III, así como la normativa adscrita a la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS). Del mismo modo, fue necesaria la aplicación de un enfoque mixto, puesto que los datos e información recopilada es de naturaleza cuantitativa y cualitativa.

Los resultados exponen que el modelo logit es fundamental para la evaluación crediticia de las operaciones ejecutadas. En consecuencia, se obtiene una predicción importante de 7.8% de variabilidad del R^2 de Nagelkerke, la cual predice factores como la edad en relación a los niveles instruccionales de los socios adscritos a las cooperativas.

3.2. Conceptualización

3.2.1. Rentabilidad

Según Gaytán (2020) la rentabilidad, se define:

Es un indicador clave para medir el desempeño financiero de una empresa, es importante para los inversores, accionistas y gerentes, ya que, les proporciona una visión clara de cómo se están generando beneficios, a partir de la inversión y de las operaciones diarias de la empresa (pp.145).

La rentabilidad se puede medir de diferentes formas, tal como lo señala Santillán (2021) y se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 2

Indicadores de Rentabilidad

Rentabilidad	Descripción	Fórmula
Retorno sobre los Activos (ROA)	Es una medida financiera que indica la rentabilidad de una empresa, en relación a sus activos totales.	$ROA = \frac{Utilidad\ Neta}{Activos\ Totales} * 100$
Retorno sobre la Inversión (ROI)	Es una métrica efectiva para comparar el rendimiento de diferentes inversiones y evaluar su rentabilidad.	$ROI = \frac{Utilidad\ Neta}{Inversión\ Total} * 100$
Retorno sobre el patrimonio (ROE)	Permite evaluar la eficiencia con la que, la empresa utiliza su patrimonio neto para generar beneficios.	$ROE = \frac{Utilidad\ Neta}{Patrimonio\ Neto} * 100$
Margen Bruto	Se utiliza para medir la relación entre los ingresos y los costos directos de la empresa	$MB = \frac{Ingresos\ totales - Costos\ Indirectos}{Ingresos\ totales}$
Margen Operacional	Representa la cantidad de dinero que queda después de cubrir los costos operativos	$MO = MB - Costos\ Operativos$
Margen Neto de Ventas	Indica cuánto dinero se está generando, después de descontar los costos	$MNV = \frac{(Ingresos\ totales - Costos\ Totales)}{Ingresos\ Totales}$

Nota. Indicadores de rentabilidad. Fuente: Elaboración propia, a partir de (Santillan, 2021).

3.2.2. Indicadores de rentabilidad empleados en el riesgo crediticio de las cooperativas de ahorro y crédito

A lo largo de la historia sobre la evolución de la gestión y riesgo crediticio, se ha

logrado configurar un sistema efectivo de administración de riesgos, esto con la finalidad de evaluar los perfiles crediticios tanto desde una óptica cuantitativa como cualitativa. De esta manera, existen criterios que permiten la verificación más exacta de los riesgos, por lo que salen a colación los métodos matemáticos, la regresión lineal, el análisis discriminante, los árboles de decisión, y el credit scoring (Loor-Zambrano et al., 2022).

En este sentido, Loor-Zambrano et al. 2022 añaden la existencia de indicadores de rentabilidad para evaluar la eficiencia crediticia y financiera en las cooperativas de ahorro y crédito del Ecuador, destacándose la morosidad o cartera vencida, la rentabilidad sobre activo, y rentabilidad sobre patrimonio.

Tabla 3

Indicadores de rentabilidad en el riesgo de crédito

Indicador	Descripción	Fórmula
Morosidad o cartera vencida	Ocurre cuando un individuo que solicitó un financiamiento se atrasa en el pago de los intereses, cuotas o monto general de la deuda. Pese a que puede ser un suceso que implique un gran riesgo, no puede ser descrita como una cuenta irrecuperable.	$\text{ÍNDICE DE MOROSIDAD} = \frac{\text{Volumen de préstamos morosos}}{\text{Volumen de préstamos concedidos}}$
Rentabilidad sobre activo	Es un indicador primordial al momento de tomar decisiones a lo interno de una empresa, ya que expone la rentabilidad de los activos totales de una organización.	$ROA = \frac{\text{Beneficio Neto}}{\text{Activos Totales}} * 100$
Rentabilidad sobre patrimonio	A través de este indicador puede conocerse e interpretarse cuál es el estado real de los rendimientos de capital en una empresa, así mismo, identificar la capacidad que posee una compañía para agregar	$ROE = \frac{\text{Utilidad Neta}}{\text{Patrimonio Neto}} * 100$

valor a los distintos
accionistas.

Nota. Indicadores de rentabilidad en riesgo de crédito. Fuente: Elaboración propia, a partir de (Loor-Zambrano et al., 2022)

3.2.3. Factores que influyen en la rentabilidad de las cooperativas de ahorro y crédito

Las cooperativas de ahorro y crédito son instituciones financieras, que se basan en los principios cooperativos y cuyo objetivo principal, es satisfacer las necesidades financieras de sus socios. Tal como lo señala Guamán (2022) a diferencia de los bancos tradicionales, las COAC's, se enfocan en el bienestar de sus miembros, en lugar de buscar la maximización de sus beneficios. Sin embargo, mantener la rentabilidad es fundamental, para la sostenibilidad y crecimiento de estas instituciones. Por tanto, de los factores más importantes que influyen en la rentabilidad de las cooperativas de ahorro y crédito es la eficiencia operativa, una gestión efectiva de los costos y recursos, es esencial para lograr la rentabilidad a largo plazo.

3.3. Riesgo de Crédito

3.3.1. Riesgo

El riesgo es un proceso determinante para la sociedad, independientemente que sea a nivel personal, empresarial o social. Este busca identificar y examinar las eventuales amenazas o situaciones adversas que pueden impactar a un individuo, una empresa o comunidad (Mesén, 2019).

Por otra parte, Parra (2022) describe la existencia de distintos enfoques para la concepción del riesgo, destacando en gran medida el enfoque cuantitativo, que se fundamenta en el análisis de datos y la inserción de técnicas matemáticas y estadísticas, esto con la finalidad de estimar la probabilidad y resultados de los eventos adversos. Este mecanismo asegura una visión más objetiva y precisa del riesgo, facilitando la toma de decisiones.

Del mismo modo, el enfoque cualitativo se centra en la experiencia y los juicios de expertos para examinar el riesgo, por lo que se emplean métodos como la matriz de riesgos, la cual ayuda a la priorización de los distintos eventos en función de su importancia y probabilidad de que ocurra. El riesgo es un concepto muy relevante en el ámbito empresarial, puesto que la toma de decisiones se encuentra vinculada a numerosas

variables y está expuesta a múltiples situaciones. Por consiguiente, es determinante identificar y evaluar los riesgos asociados a las distintas actividades, para poder insertar medidas de control y reducir las posibles pérdidas (Ríos, 2021).

3.3.2. Riesgo Financiero

Para Salinas y Sastre (2021) el riesgo financiero, es un concepto amplio que “Se refiere a la posibilidad de pérdida económica o descenso, en el valor de un activo, debido a la incertidumbre en los mercados financieros” (pp.54). La conceptualización del riesgo financiero, implica entender los diferentes tipos de riesgos, a los que están expuestas las organizaciones y cómo pueden gestionarlos de manera efectiva. El riesgo financiero, puede ser clasificado en distintas categorías, como es el caso de:

Riesgo de mercado: Se refiere a la posibilidad de pérdidas, en el valor de los activos debido a fluctuaciones en los precios de los mercados financieros. Este tipo de riesgo está presente en cualquier inversión y es fundamental, para que los inversores lo comprendan y tomen medidas para mitigarlo (Salinas y Sastre, 2021).

Riesgo operacional: Consiste en la posibilidad de pérdidas, debido a procesos ineficientes, fallas tecnológicas o errores humanos, es un tipo de riesgo que puede ser especialmente relevante en el sector bancario, donde una mala gestión operativa, puede tener consecuencias negativas significativas (Ojeda et al., 2020).

3.3.3. Conceptualización sobre el Crédito

Al crédito puede considerársele como una operación financiera que está respaldada por un agente acreedor, quien hace el préstamo de una determinada cifra monetaria a otro actor denominado deudor. Desde ese instante, el deudor promete al acreedor que devolverá la cantidad de dinero que ha sido solicitada, tomando en cuenta el tiempo que ha sido acordado más un interés adicional (Montes de Oca, 2020). Asimismo, Calero y Moreno (2017) sintetizan que el crédito es la entrega de un valor actual sin distinguir que sea dinero o productos, donde prevalece la confianza en función de un valor que es esperando en un futuro. En relación a lo anterior, puede explicarse que el crédito es un intercambio de acuerdos entre dos personas, quienes definen una serie de parámetros basados en la confianza y el otorgamiento de valor crediticio.

Tabla 4

Tipos de Crédito

	DEFINICIÓN
Créditos Comerciales	Estos créditos se caracterizan por tener financiamientos que son direccionados a distintas actividades productivas, siendo necesaria la presentación de datos financieros recientes.
Créditos de Consumo	Los financiamientos están enfocados para la compra de bienes de consumo o pago de servicios, donde la fuente de repago proviene del ingreso del deudor, independientemente que sea a través de sueldos, arriendos, honorarios, pensiones u otras clases de entrada monetaria.
Créditos de Vivienda	Se enmarcan por ser préstamos donde el financiamiento está direccionado a la compra, reparación, restructuración y mejoramiento de viviendas propias. En gran parte, son créditos que se obtienen a través de hipotecas y donde el beneficiado será el propietario del inmueble.
Créditos Microempresas	Son financiamientos que se destinan a pequeñas actividades de producción o comercialización, donde la principal vía de pago proviene de las ventas o ingresos obtenidos de las respectivas actividades.

Nota. Tipos de crédito. Fuente: Elaboración propia, a partir de (Galora, 2024).

3.3.4. Beneficios de los créditos

Los créditos actúan como un agente enmarcado en la producción y como canal de intercambio, por lo que se posiciona fuertemente en una economía. Tiene la capacidad de multiplicar la producción del capital aportado, acelerar el movimiento de los productos y servicios desde el productor al consumidor, aumentando así el volumen de los artículos que han sido producidos y comercializados (Escobar, 2020).

3.3.5. 5Cs del Crédito

Las 5Cs del Crédito se caracterizan por ser cinco elementos que tienen la capacidad de evaluar si una persona logra conocer su índice de riesgo crediticio. En este sentido, las 5Cs del crédito, son condicionantes que estudian si es deudor o deudor potencial, esto con la finalidad de identificar la probabilidad de que el préstamo pueda ser devuelto (Westreicher, 2022). De igual forma, Calero y Moreno (2017) añaden que en las evaluaciones de crédito pueden considerarse el método de las cinco “C”, el cual brinda

una visión globalizada de los clientes al instante de hacer una evaluación detallada del crédito, siendo empleado en varias organizaciones para tener seguridad de que reembolsará el crédito respectivo. En este sentido, entre las 5C se destacan éstas:

- **Carácter:** Se fundamenta a la calidad moral que dispone el cliente, la reputación que tiene, el historial crediticio y la forma en que ha cumplido satisfactoriamente sus compromisos (Al-Slehat et al., 2024)
- **Capital:** Hace hincapié a los recursos que el deudor ha realizado una inversión en una organización o negocio. (Westreicher, 2022).
- **Capacidad:** Se trata del análisis que hace referencia a los datos financieros, los cuales son presentados por los consumidores para verificar los flujos de efectivo que tienen y con ello conocer si poseen capacidad de pago (Calero & Moreno, 2017)
- **Colateral:** Es inherente a las garantías suministradas para solventar el incumplimiento, esto en concordancia con el crédito otorgado. (Westreicher, 2022)
- **Condiciones:** Examinar el entorno para identificar las situaciones que en determinadas ocasiones pueden ocurrir y generar beneficio al sector, empresa o particular (Calero & Moreno, 2017).

3.3.6. Definición de riesgo de Crédito

Comprende la probabilidad de impago proveniente de los deudores, lo que puede generar pérdidas importantes para las instituciones financieras, siendo fundamental la solvencia y capacidad de pago de los clientes, esto como paso previo al otorgamiento de préstamos o concesión de créditos (Valencia y Narváez, 2021).

Considerando a Castillo y Figueroa (2023) expresan que el riesgo crediticio es el riesgo que puede presentarse si un prestatario o contraparte no asume sus responsabilidades en virtud de los términos previamente acordados. Por otra parte, en una entidad bancaria, todo crédito que aprueba se encuentra expuesto a una probabilidad importante de incumplimiento en su pago, que en este caso sería el acreditado (Gaytán, 2018). De esta forma, puede sintetizarse que el riesgo de crédito siempre estará presente

en el mercado financiero, independiente que sea una transacción entre particulares, organizaciones o entidades bancarias.

El riesgo crediticio puede subdivirse en la siguiente clasificación:

Tabla 5

Tipos de riesgo de crédito

	DEFINICIÓN
Riesgo Emisor	Representa la potencial pérdida por la ausencia de pago del obligado directo.
Riesgo Contraparte	Eventual pérdida originada por la no realización de un pago por parte de un intermediario.
Riesgo País	Se sustenta en la pérdida potencial que puede generarse cuando un emisor o su contraparte está residenciado en un país que establece controles o prohibiciones al escape de divisas.

Nota. Elaboración propia, con datos tomados de (Gaytán, 2018).

3.3.7. Tipos de Riesgo de Crédito en el Sistema Financiero

Luego de las últimas crisis financieras que han ocurrido en el mundo, donde fueron evidentes una gran cantidad de consecuencias negativas, el sistema financiero se vio en la obligación de hacer la diferenciación entre cuatro riesgos de crédito que son: Riesgo de Impago, Riesgo de Migración, Riesgo de Exposición y Riesgo Colateral (Riveros, 2018).

- **Riesgo de Impagos:** García y Torres 2023 explican que los riesgos de impagos en organizaciones financieros es un reto de gran relevancia para el sector bancario, puesto que ayuda a examinar la capacidad de créditos que tienen los clientes y reducir los riesgos inherentes a prestados aprobados. El riesgo de impago puede suceder cuando no se culmina una operación comercial de la compañía por un incumplimiento, esto devenido de los clientes que son deudores por no corresponderse a las condiciones del contrato (Rodríguez, 2019).
- **Riesgo de Migración:** Suele ser un riesgo que genera una reducción en la calificación del crédito. Cuando se genera este fenómeno, los activos que han sido emitidos tienen una valorización menor, con lo cual las carteras que lo poseen experimentan una provisión y una reducción en el valor (García, 2014).
- **Riesgo de Exposición:** Se enmarca en la incertidumbre sobre próximos pagos que están endeudados. Se considera un riesgo que puede estar vinculado a la actitud

que tiene el prestatario; o en su defecto, a una evolución de algunas variables de mercado (Riveros, 2018).

- **Riesgo Colateral:** Tiende a ser considerado como riesgo de la tasa de recuperación, el cual puede expedientar variaciones si existen o no garantías colaterales en las operaciones (Riveros, 2018).

3.3.4. Modelos de Gestión y Evaluación Crediticia

3.3.4.1. Modelos de Gestión y Evaluación Crediticia

Según Gómez (2014) la gestión de riesgos hace alusión a los principios y la estructura metodológica para la administración eficaz del riesgo. La gestión general del riesgo de crédito, se basa en la posibilidad de medir las probabilidades de incumplimiento de las personas y el índice de cartera, con ello pueden diagnosticarse las pérdidas esperadas y las inesperadas en el portafolio de crédito, siendo fundamental para la asignación de capital adecuado para la exposición crediticia (Cadena y Vera, 2018). En consecuencia, la gestión de riesgo es un proceso que debe considerar toda entidad, con ello su situación financiera puede manejarse satisfactoriamente.

3.3.4.2. Métodos para la medición del riesgo de crédito

Cadena y Vera (2018) comentan que la existencia de diferentes tipos de riesgo

Tabla 6

Métodos para la medición del riesgo de crédito

MÉTODO	SIGNIFICADO	FORMULA
Valor Esperado	Es considerado el valor con mayor probabilidad que puede tener en cuenta la variable aleatoria, pudiendo ser interrelacionada a la probabilidad aleatoria.	$E(X_i) = \sum X_i \cdot P(X_i) = \mu$
Varianza	La varianza es reconocida por ser una medida asociada al riesgo, por lo que al existir un mayor índice de varianza, mucho mayor será el riesgo. Cabe destacar, que la varianza de una variable aleatoria se encuentra definida como una	$V(x_i) = E[(x_i - u)^2] = \sum (x_i - u)^2 p(x_i)$

	especie de valor esperado de la operación $(x_i - \mu)^2$.	
Desviación Estándar	El cálculo de una desviación estándar tiende a tomar en cuenta el cálculo de una varianza. La desviación estándar al ser la raíz cuadrada de la varianza se expresa en unidades idénticas al valor que ha sido esperado.	Desviación Estándar = $\sqrt{\text{Varianza}}$
Coefficiente de Variación	Este coeficiente es totalmente independiente a la medida de unidad concerniente al valor esperado. Por lo general el coeficiente de variación se utiliza para simbolizar la relación entre el valor esperado y la desviación estándar.	C.V. = $\frac{\text{Desviación Estándar}}{\text{Valor Esperado}} \times 100\%$
Valor en Riesgo (VAR)	Tiene el reconocimiento de ser la medida de riesgo de crédito más empleada. Suele conocerse como el “Valor en Riesgo”. Corresponde a la pérdida esperada más alta en un lapso de tiempo, teniendo un nivel de confianza generado en condicionantes normales de mercado.	Método de evaluación local. Método de evaluación general.
Scoring	Es un método estadístico que determina en rangos las probabilidades de un resultado en particular que es desconocido, suministrando un puntaje a una operación en función de riesgo.	

Nota. Elaboración propia, con datos tomados (Cadena y Vera, 2018)

3.3.4.3. Sistema de riesgo de crédito

De acuerdo con Saavedra y Saavedra (2010), señalan que el sistema de medición del riesgo de crédito tiene como propósito conocer los elementos del riesgo crediticio, para ello se toman en consideración las distintas carteras las pérdidas futuras que puedan evidenciar en un negocio.

3.3.4.4. Modelo de gestión y evaluación crediticia

Los modelos de gestión y evaluación crediticia parten de una estructura cuantitativa con respecto a los riesgos, allí se evalúan las posibles pérdidas que se vislumbran en relación con el otorgamiento de crédito, con lo cual se obtiene datos numéricos y financieros que los usuarios están dispuestos a pagar y el valor de riesgo existente (Granja y García, 2020).

3.3.4.5. Tipos de modelos para el seguimiento y control del riesgo de crédito

Según la Caja Rural de Navarra, 2024 el seguimiento se sustenta en procesos de atención permanente, donde el objetivo se enmarca en la recepción de reembolsos por cada una de las operaciones; adicionalmente, se ejercen retiros anticipados si ocurren sucesos no planificados. También, los tipos de riesgo crediticio pueden ser de naturaleza previsible y cuantitativa, asegurando el éxito del modelo de medición (Granja y García, 2020),

Algunos de los modelos de medición de riesgo de crédito a implantar en una cooperativa de ahorro y crédito, se encuentran los tradicionales y modernos. En primer lugar, los modelos tradicionales se afianzan mediante criterios experimentales o subjetivos; por su parte, los modelos modernos establecen técnicas e instrumentos de control de riesgos que son más actualizados (Riveros 2019).

Tabla 7

Matriz Modelos de Gestión de Riesgo de Crédito

Modelo de Valoración de Riesgo de Crédito	Modelo	Características	Variables	Ventajas	Desventajas
Modelos Tradicionales	Sistemas Expertos (5 Cs del Crédito)	Identifican el riesgo que se va a asumir considerando un determinado porcentaje. Considera el comportamiento de las variables de una manera independiente o estática.	Capacidad Capital Colateral Carácter Condiciones	Simplificación en la recolección de datos. Sencillez de aplicabilidad. Ayudan a las instituciones financieras a tomar decisiones informadas sobre la concesión de créditos. Incrementan las posibilidades de obtener un crédito en condiciones favorables.	Subjetividad. Consistencia. Limitaciones tecnológicas. Escasa formación en el personal de crédito de la empresa.
	Sistemas de Calificación		Evaluaciones de riesgos teóricamente sólidos. Técnicas de mitigación de riesgo. Sistemas de gestión Reducción de incumplimientos.	Indicadores de los estados financieros. Los analistas de crédito pueden aplicar estándares diferentes a distintos tipos de acreditados	Falta de información histórica. Técnicas estadísticas avanzadas. Analistas de crédito poco formados o con distintos criterios.

			Optimización de la rentabilidad.		
			Cumplimiento de regulaciones.		
Z-Score			A: Relación entre el capital de trabajo y los activos totales B: Relación entre las ganancias retenidas y los activos totales C: Relación entre las ganancias antes de intereses e impuestos y los activos totales D: Relación entre el valor de mercado del capital y los pasivos totales E: Relación entre las ventas totales y los activos totales	Identificación de valores atípicos Estandarización Comparación de puntuaciones.	Puede dificultar la interpretación del resultado. Puede ser sensible a errores de medición. Puede perder el significado original de los datos. El modelo no es capaz de predecir con certeza si una empresa se declarará en quiebra. Limitada formación crediticia de los recursos humanos.
Modelos Modernos	Modelo KMV	Determinan el nivel de riesgo que puede cubrirse a través de la aplicabilidad de modelos actuariales o estadísticos.	Vinculación entre el valor del mercado de capital y el valor de mercado asociado a sus activos.	Metodología está integrada la EDF. Probabilidad de incumplimiento individual. Considera la diversificación exigida por los portafolios de deuda.	Escaso conocimiento del personal de la empresa. Restricciones tecnológicas. Resistencia al cambio.

Modelo de Valuación de Merton	Elaboración de un análisis de la situación global en la gestión de riesgo crediticio.	Relación entre la volatilidad de los activos inherentes al capital de la empresa.	Se basa en la estructura del capital de la empresa, la volatilidad de sus activos y su valor actúa.	<p>Difícil estimar la distribución de probabilidades del valor de los activos.</p> <p>Escaso conocimiento del personal de la empresa.</p> <p>Restricciones tecnológicas.</p> <p>Resistencia al cambio.</p>
Modelo de Machine Learning Inteligencia Artificial	Los modelos de Machine Learning pueden ayudar enormemente a mejorar la toma de decisiones en riesgo crediticio, creando un credit scoring para cada uno de los clientes de la cartera.	<p>Toma de decisiones basada en datos.</p> <p>Reduce los errores humanos.</p> <p>Permite la automatización inteligente.</p>	<p>La necesidad de datos de alta calidad</p> <p>La interpretabilidad de los resultados</p> <p>La selección adecuada de características</p>	<p>La selección adecuada de características.</p> <p>La interpretabilidad de los resultados.</p> <p>Limitaciones tecnológicas</p>

Nota. Elaboración propia a partir de (Chatterjee, 2016) y (Saavedra y Saavedra, 2010).

4. MATERIALES Y MÉTODOS

Este marco teórico contiene la interrelación de diferentes enfoques, clases de investigación, fuentes informativas, técnicas de recolección y evaluación de los datos, entre otros ítems de interés. En este sentido, se presenta a continuación los materiales y métodos empleados en la presente investigación.

4.1. Diseño de la investigación

Se caracteriza por ser la base fundamental donde se levantará el conjunto del proceso investigativo, por lo que se convierte en una estructura integral al momento de seleccionar métodos, recolectar datos e interpretar los resultados; así mismo influye en la consecución de objetivos de investigación que serán estudiados de forma efectiva y rigurosa (Vizcaíno et al., 2023). Por su parte, García-González y Sánchez-Sánchez, (2020) añade que es un componente trascendental para el proceso investigativo, posicionándose como un modelo clave al instante de desarrollar un estudio, donde tienen valor las técnicas y métodos de recolección y análisis de datos.

Esta investigación es no experimental, puesto que a través de la información se hará un determinado análisis, el cual pretende conocer los modelos de gestión y evaluación del riesgo crediticio implementados a nivel europeo, latinoamericano y ecuatoriano (Ochoa, 2021).

4.2. Tipo de investigación

Cuando se plantea conocer el tipo de investigación, se debe clarificar cual es el objeto de estudio a trabajar, ya que con esto se pretende conseguir una visión global de la información que desea obtenerse, siendo importante la implementación de la investigación descriptiva y la investigación explicativa.

4.2.1. Investigación descriptiva

Según Guevara et al. (2020) la investigación descriptiva busca la descripción de diferentes características asociadas a fenómenos particulares, para ello es clave el uso de criterios sistemáticos que ayuden a cimentar la estructura o definir el comportamiento del objeto de estudio, suministrando así información sistemática y compatible con otro tipo de fuentes. Este tipo de investigación identifica con antelación la caracterización de los fenómenos y lo que se pretende lograr (Ramos, 2020).

4.2.2. Investigación explicativa

Los estudios de carácter explicativo tienen la particularidad de ser puros o básicos, por lo que intentan aumentar el conocimiento de diferentes fenómenos y dar una explicación de cómo pueden producirse los fenómenos, independientemente que sea de forma natural o social; es decir, se enmarcan en la deducción del tema de estudio (Ochoa-Pachas y Yunkor-Romero, 2022). Asimismo, Rus (2024) menciona que la investigación explicativa estudia acontecimientos nuevos o escasamente buscados, aportando así conocimientos importantes sobre estos temas.

La investigación actual es descriptiva porque se documentarán los modelos de gestión de riesgo crediticio más importantes, considerando los modelos tradicionales y modelos como es el caso del Machine Learning. Por otra parte, el estudio será de naturaleza explicativo, puesto que los modelos crediticios seleccionados son novedosos e innovadores porque provienen de la inteligencia artificial.

Es una investigación que se orienta en suministrar descripciones asociados a fenómenos, contextos u eventos. A grandes rasgos, se detalla las expresiones y la naturaleza. De igual forma, se pretenden estudiar procesos, fenómenos u objetos que den relevancia al estudio. En general, lo que se pretende es hacer una medición o recopilación de la información, ya sea de forma independiente o global sobre los términos o variables estudiadas (Mejia, 2020).

4.3. Población y muestra

4.3.1. Población

Considerando a Arias-Gómez et al. (2016) la población de estudio está constituido por un grupo de casos que son perfectamente definidos, accesibles y limitados, donde el investigador tendrá la referencia ideal para la selección de la muestra, cumpliendo así con un determinado número de criterios predeterminados. En concordancia con lo anterior, Chero-Pacheco (2024) sostiene que la población hace alusión al grueso de elementos que convergen con algunas particularidades de interés para la evaluación de la investigación.

La presente investigación cuenta con una población documental, que tendrá la capacidad de acceder a información de la SEPS. La población total serán 81 cooperativas de Cotopaxi.

4.3.2. Muestra

La muestra engloba un subconjunto proveniente de la población, la cual es imprescindible para el análisis de los datos y donde las conclusiones extraídas se interrelacionan a la población en su totalidad (Padró-Solanet, 2020). Para efectos del presente estudio, la muestra es de carácter censal, debido a que se requiere el estudio del conjunto de la población en contraposición de escoger una muestra representativa a la misma (Pérez-Flores, 2024).

Se tomará en consideración al conjunto de la población, representado por las cooperativas del segmento 1 instituciones abordadas en la investigación. En la siguiente tabla, se describe a la muestra a estudiar:

Tabla 8

Muestra del Estudio

COAC Segmento 1	Total
COAC JEP	1
COAC COOPROGRESO LIMITADA	1
COAC 29 DE OCTUBRE LTDA.	1
COAC OSCUS LTDA.	1
COAC SAN FRANCISO LTDA.	1
COAC MUSHUC RUNA LTDA.	1
COAC FERNANDO DAQUILEMA LIMITADA	1
COAC CIBULEO LIMITADA	1
COAC TULCAN LIMITADA	1
COAC AMBATO LTDA	1
COAC EL SAGRARIO LTDA	1
COAC KULLKI WASI LTDA	1
COAC 9 DE OCTUBRE LTDA	1
COAC VIRGEN DEL CISTE	1
COAC CACPECO	1
COAC CREA LIMITADA	1

Nota. Elaboración propia, con datos tomados de las COAC de Ahorro y Crédito del Segmento 1 (2024).

4.4 Métodos

4.4.1. Método deductivo

La siguiente investigación cuenta con un método deductivo, que se basa en la totalización de reglas y procesos, siendo posible deducir afirmaciones finales mediante enunciados y supuestos denominados premisas (Consultores, 2021). Añadiendo a lo anterior, Palmero (2021) expresa que el método deductivo se implementa a través de la explicación de componentes teóricos, los cuales darán paso a una hipótesis en específicos.

4.5. Técnicas de investigación

Se definen como los procedimientos que deben considerar los investigadores a la hora de recopilar la información adecuada, para ello se considera su aproximación al objeto investigado y, por tanto, se pretende garantizar un proceso de científicidad (Gómez-Escalonilla, 2021). Adicionalmente, Saras (2023) reseña que la técnica de investigación comprende una serie de herramientas o instrumentos que utiliza el investigador, esto con el objeto de recabar información que satisfaga los objetivos planteados, demostrando así la asertividad o falsedad de una hipótesis.

4.5.1. Investigación documental

Esta investigación comprende el estudio sistematizado de los documentos tales como libros, artículos científicos, periódicos y material bibliográfico de internet, con ello puede ejercerse un procedimiento científico que conduzca al análisis, evaluación y diseño de información innovadora (González-López, 2024). La investigación documental dependiendo del objeto de estudio, tiene la capacidad de asumir distintos enfoques de investigación social, como puede ser a nivel cualitativo, cuantitativo o mixto (Arias-Odón, 2023).

En consecuencia, se empleará la técnica de investigación documental en el presente, ya que se hará una recopilación bibliográfica de todos los aspectos teóricos que comprenden los modelos de gestión de riesgo crediticio, principalmente aquellos relacionados a la inteligencia artificial como el machine learning.

4.6. Procesamiento de la información

En principio, se identificarán los modelos de gestión y evaluación de crédito empleados en Europa, América Latina y Ecuador, con lo cual se realizará una revisión

documental sobre experiencias financieras implantadas en otras latitudes del mundo. Para cumplir satisfactoriamente con este objetivo, se realizará una revisión sistemática de la literatura, donde se examinarán artículos y publicaciones científicas de interés financiero a nivel mundial, procedentes de distintas bases de datos como lo son SciELO, Scopus, Google Scholar, ProQuest, Google Académico, entre otras.

El segundo objetivo del estudio estará sustentado en analizar y resaltar las áreas clave de mejora financiera en las instituciones europeas, latinoamericanas y ecuatorianas que hayan implementado los modelos de gestión y evaluación de riesgo de crédito, esto se ejercerá mediante una tabla informativa que proporcionará una visión integral de los diferentes modelos modernos y de inteligencia artificial para la gestión y evaluación del riesgo de crédito, siendo importante la caracterización de criterios como tipo de modelo, área y grado de mejoría.

En base a los resultados obtenidos en la investigación, el estudio nos proporcionará la información exhaustiva de que modelos modernos y de Inteligencia Artificial para la gestión y evaluación crediticia son los más idóneos para ser recomendados en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1. Se aplicará la herramienta denominada análisis de material, que consiste en hacer una recopilación de la información y un registro ordenado de los modelos empleados en la actualidad a nivel internacional. Este objetivo contará con tres fases que son la selección de los modelos modernos y de IA más relevantes; el estudio de factibilidad desde el punto de vista tecnológico, humano y financiera; finalizando con la propuesta final de la investigación.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1. Identificar los modelos de gestión y evaluación de crédito empleados en Europa, América Latina y Ecuador

El presente estudio busca documentar los diferentes modelos de gestión y evaluación crediticia en Europa, América Latina y Ecuador, particularmente aquellos que están ligados a los modelos modernos y de inteligencia artificial (IA). En este sentido, la investigación considerará las propuestas KMV, Valuación de Merton, Modelo Credimetrics de J. P. Morgan, Modelo Credit Risk +, Modelo de retorno sobre capital ajustado al riesgo, Modelo CyRCE, entre otros. Por su parte, los modelos de IA estarán centrados en el machine learning, árboles de decisión, redes neuronales, algoritmos de control de riesgos, etc.

5.1.1. Modelos Modernos

En Europa, Kiseleva et al. (2023) destacan que en Rusia las instituciones financieras modernas emplean diversos métodos para la evaluación y gestión de riesgo de crédito, entre los cuales se encuentran el método de análisis jerárquico, el método de escenarios, y la diversificación. En lo que respecta a Revuelta (2020), elaboró un estudio económico financiero para la empresa española Imaginariumy, donde su objetivo radicó en examinar el riesgo de crédito desde un punto de vista comparativo, haciendo hincapié en los mercados de España y Países Bajos. Esta investigación corroboró que los modelos más empleados en instituciones financieras de ambas naciones son el Credit Scoring de Moodys y el Z-Score de Altman.

Complementando a lo anterior, en entidades financieras españolas se implementan modelos de cuantificación de riesgo de crédito, siendo importante la clasificación de una base de datos de Kaggle y la utilización de la herramienta programática Python, todo esto bajo la técnica de regresión logística (García-España, 2023). Por su parte, Roldán (2021) analiza el estatus financiero de las pymes en España, primordialmente en lo que se refiere al riesgo de crédito de los cinco bancos más importantes del país. Por consiguiente, se realizó un comparativo del riesgo crediticio aplicando el modelo Z – Score de Altman; así como también, se correlacionaron los datos obtenidos del modelo y los difundidos por las instituciones financieras.

Sin embargo, Borges y Machado (2020) mencionan que en Portugal los modelos tradicionales de riesgo de crédito no tuvieron éxito en la última crisis financiera, profundizando así las deficiencias en los diferentes procesos de previsión y pruebas de estrés. Bajo este contexto, los autores evalúan la aplicabilidad de los modelos modernos EMV, para ello hicieron un estudio estadístico sobre las hipotecas portuguesas entre los años 2007 y 2017, con lo cual comprendieron los determinantes asociados a las tasas de impago.

Tanto el modelo CreditMonitor como el CreditMetrics son algunos de los modelos más empleados para el análisis de riesgo de crédito en instituciones financieras europeas, aunque la desventaja del primero radica en que tiene complejidad de predecir empresas no cotizadas; mientras tanto, el segundo muestra dificultades por la amplia información requerida. Adicionalmente, es factible la incorporación de modelos modernos como el CreditPortfolioView, una propuesta efectiva por los análisis macroeconómicos que incorpora y, por tanto, es de gran relevancia a la hora de complementar a los modelos CreditMonitor y CreditMetrics (García, 2014).

En América Latina, Batioja y Restrepo (2022) elaboraron un modelo moderno de riesgo de crédito en Colombia que se enmarcó en el modelo de Markov, que se enmarca en el seguimiento a los clientes de una PYME perteneciente al sector alimenticio. El estudio ayudó a verificar el riesgo de incumplimiento a través de las matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC), las cuales colaboraron en la identificación de la pérdida esperada.

Zapata (2021) elaboró una investigación que tuvo como finalidad accionar un modelo de riesgo crediticio en proyectos de infraestructura en Colombia, un sector caracterizado por las altas estimaciones de incumplimiento y que deriva por el flujo de dinero disponible para los servicios de deuda y las ratios de cobertura. Por consiguiente, el autor propone un modelo moderno de riesgo de crédito dirigido para activos líquidos, partiendo de modelos como el de Merton y KMV de Moody's, donde se verifican los componentes de probabilidad de incumplimiento, tasa de recuperación, exposición y pérdida esperada.

Por su parte, Ludovic et al. (2018) propusieron la implementación de un modelo para la evaluación y gestión crediticia, destinado fundamentalmente a clientes actuales y potenciales. Se trata de un modelo moderno basado en el credit scoring, cuyo objetivo es la reducción del riesgo de crédito en la empresa Fantasía de Chile, que se dedica a producción, comercialización y distribución de productos derivados del asfalto.

Asimismo, el modelo Scoring proporciona recursos importantes a las instituciones financieras para el riesgo de crédito en pequeñas y medianas empresas del sector industrial en Colombia, garantizando así el otorgamiento de créditos y la expansión del Producto Interno Bruto (PIB) colombiano (Luna et al., 2015).

En México, Anaya (2023) hizo una recopilación bibliográfica de los distintos modelos de riesgo de crédito que pueden emplearse para determinar la quiebra empresarial, siendo los más representativos el modelo de Merton, la Z –Score de Altman y el CreditMetrics. Cabe mencionar, que los mencionados modelos han sido lo más actualizados para la evaluación del riesgo crediticio en instituciones financieras; no obstante, el KMV de Moody's es incluido al ser una continuación del modelo de Merton.

En lo que se refiere a Ecuador, Valencia (2024) creó un modelo de gestión de riesgo crediticio para mejorar los procesos de asignación de créditos, particularmente en las cooperativas de ahorro y crédito adscritas al segmento 1. Esto pudo desarrollarse mediante la aplicación del modelo Logit, considerando las distintas regulaciones a escala internacional como la norma de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) y el comité de Basilea III.

Los modelos modernos empleados para la gestión y evaluación de créditos en instituciones financieras ecuatorianas son KMV, CreditMetricsTM, Credit Portfolio View, CreditRisk+ y CyRCE, por lo que uno de ellos puede ser implementando en entidades donde la cantidad y calidad de los datos crediticios sean escasos (Maldonado y Pazmiño, 2008). De esta manera, Briones (2014) subraya en su estudio que el mejoramiento de la gestión de riesgo de crédito debe ser práctico y versátil, siendo esencial la instauración de modelos modernos como CreditMetrics, ideal a la hora de conocer, cuantificar y administrar el riesgo crediticio de una empresa ecuatoriana.

En concordancia con lo anterior, el sector financiero y bancario en Ecuador ha implantado internamente modelos de credit score, los cuales asignan determinados puntajes a una serie de clientes que emplean el análisis estadístico; así mismo, registra patrones de comportamiento asociados a clientes antiguos (Criollo, 2022).

5.1.2. Modelos de inteligencia artificial

El machine learning se ha convertido en la disciplina por excelencia de la inteligencia artificial para el sector financiero en España, ya que influye positivamente en la administración de los datos disponibles y los convierte en información valiosa para el valor de la empresa (Francés, 2020). En este sentido, López (2022) verificó una base de

datos de la plataforma de créditos estadounidense Lending Club, lo que le permitió recopilar la información más relevante a la hora de implementar algoritmos de Machine Learning, los cuales sean capaces de predecir los créditos que pueden generar defaults. Algunos de los modelos representados fueron KNN, Random Forest Classifier, Logistic Regression, Decision Tree Classifier, y AutoML.

Por otra parte, Collado-Rodríguez (2023), elaboró un estudio donde recrea la practicidad de los sistemas de inteligencia artificial en los procesos tradicionales de credit scoring, los cuales pueden ser empleados para la examinación de consumidor previo a la concesión de un crédito. Agregado a lo anterior, la investigación evalúa los futuros riesgos que generaría la implementación de estos sistemas, así como las estrategias de mitigación mediante el ordenamiento jurídico. En tanto, García-España (2023) elaboró e implementó un modelo de cuantificación del riesgo crediticio para una institución bancaria española, por lo que recopiló una serie de datos de Kaggle y utilizó el instrumento de programación Python, donde los conjuntos de variables permitieron diseñar un código automatizado que tiene la capacidad de establecer si es oportuno la concesión o no de un crédito a través de una técnica de regresión logística.

En América Latina, específicamente en el Perú, el riesgo de crédito es el más representativo entre los diferentes tipos de riesgos, por lo que se hace necesario la implementación de modelos que sean interpretables, explicables y transparentes. A raíz de esto, se han venido insertando modelos híbridos de machine learning en conjunto con algoritmos que no son fáciles de explicar, así como modelos tradicionales de regresión logística (Hermitaño, 2022). Asimismo, Ossa y Jaramillo (2021) exponen los márgenes de precisión que tienen los modelos de machine learning frente a los de regresión logística, esto con el objeto de estimar el riesgo crediticio en la cartera de consumo en las instituciones financieras de Colombia.

En la actualidad, Colombia cuenta con diversos modelos para la predicción del riesgo de crédito, siendo necesario el empleo de distintas técnicas de inteligencia artificial. Los modelos pueden ser aplicables para la gestión de riesgo crediticia en bancos colombianos, para ello pueden proponerse modelos construidos a partir de técnicas de aprendizaje supervisado, como pueden ser los árboles de decisión, las redes neuronales y las máquinas de soporte vectorial (Borrero y Bedoya, 2020). Otros de los países que viene introduciendo modelos de IA es México, específicamente en varias áreas profesionales como la bancaria, considerándose como el nuevo promotor de competitividad en las entidades financieras.

Con respecto a Ecuador, Solano y Quimi (2024) describe que en el país se vienen introduciendo modelos de inteligencia artificial empleados en la asignación de créditos bancarios, asegurando una perspectiva integral e innovadora de los modelos de IA para la gestión y evaluación del riesgo crediticio. Por otra parte, Gómez y Sosa (2024) realiza una evaluación del sesgo en modelos de aprendizaje automático creados para la verificación del riesgo crediticio en instituciones bancarias, siendo esencial el aseguramiento de decisiones transparentes y justas para los procesos de calificación crediticia.

Benítez y Arteaga (2022) analizaron la capacidad crediticia en las colocaciones vehiculares de una empresa ecuatoriana adscrita a los servicios financieros, para ello se elaboró un estudio sectorial donde se aplican cinco algoritmos de machine learning, entre los cuales se encuentran árbol de decisión, regresión logística, máquinas de soporte vectorial, random forest, y redes neuronales. Bajo esta perspectiva, Pucha (2022) planteó un modelo para la predicción del riesgo de crédito basado en el machine learning, con el objeto de ser implementado en la gestión y evaluación crediticia de entidades financieras y comerciales del Ecuador, como es el caso de las cooperativas de ahorro y crédito. Algunos de los modelos de aprendizaje automático seleccionados fueron la regresión logística, los árboles de decisión, el Support Vector Machine y el Vecino más Próximo.

Tabla 9

Instituciones financieras en Europa, América Latina y Ecuador

Localización	Instituciones Financieras
Europa	Empresa Imaginariumy, Banco Santander, CaixaBank (España), Millennium BCP (Portugal), Sberbank (Rusia), ABN AMOR (Países Bajos), Deutsche Bank (Alemania), BNP Paribas (Francia).
América Latina	Lending Club (Estados Unidos), JPMorgan Chase (Estados Unidos), BBVA (México), Itaú Unibanco (Brasil), Bank of Montreal (Canadá), Bancolombia (Colombia), Scotiabank (Chile).
Ecuador	Banco Pichincha, el Banco Procredit, el Banco Solidario y el Banco Vision Fund. Cooperativas de ahorro y crédito.

Nota. Elaboración propia, a partir de la revisión de la literatura sobre modelos de gestión y evaluación de crédito (2025).

5.2. Exponer las áreas y el grado de mejoramiento financiero de las instituciones europeas, latinoamericanas y ecuatorianas que hayan aplicado modelos modernos y de inteligencia artificial para la gestión y evaluación de riesgo de crédito.

A partir de la revisión de la literatura sobre los modelos de gestión y evaluación de riesgo de crédito, basados en modelos modernos y de inteligencia artificial, el estudio procedió a exponer las áreas y el grado de mejoramiento financiero que han tenido las instituciones europeas, latinoamericanas y ecuatorianas que han aplicado estos sistemas. De esta forma, se construye una tabla que resume el alcance que han tenido estos modelos en el ámbito internacional, regional y local.

Tabla 10

Áreas y grado de mejoramiento financiero de los modelos de gestión y evaluación de crédito

Nombre entidad financiera	Región	Tipo de Modelo	Modelo	Áreas	Grado de mejora	Observación
Banco Sberbank (Rusia)	Europa	Moderno	Modelo de análisis jerárquico, método de escenarios, y la diversificación	de Financiera (Riesgo de crédito)	Los diversos métodos de evaluación de riesgos empleados ayudaron a mejorar los índices de rentabilidad, morosidad y liquidez de las instituciones financieras rusas, particularmente el Banco Sberbank Kiseleva et al. (2023).	El autor no menciona en su investigación el grado de mejora a partir de la aplicación del modelo implementado.
Empresa Imaginariym (España)	Europa	Moderno	Credit Scoring de Moodys y el Z-Score de Altman.	Financiera (Solvencia y estrategia de deuda)	El modelo Z-Score de Altman ha indicado que la situación financiera de la empresa durante 2014, 2015 y 2016 fue muy grave. Por el contrario, durante los dos años siguientes la situación ha mejorado e Imaginariym ha salido de la zona de riesgo inminente (Revuleta, 2020),	El autor no menciona en su investigación el grado de mejora a partir de la aplicación del modelo implementado.
CaixaBank (España)	Europa	Moderno	Técnica de regresión logística	de Área de crédito de la institución bancaria	La aplicación de la técnica de regresión logística ayudó a reducir los índices de morosidad del banco en el año 2022 (García-España, 2023)	El autor no menciona en su investigación el grado de mejora a partir de la aplicación del modelo implementado.
PYME de la industria	América Latina	Moderno	Modelo Markov	de Departamento de finanzas	Se redujo el riesgo de incumplimiento en un 8% a	

alimentaria de Colombia						través de matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC) y posteriormente proyectar la pérdida esperada (Borrero y Bedoya, 2020)	
Banco Pichincha	Ecuador	Moderno	KMV, CreditMetricsTM, Credit Porfolio View, CreditRisk+ y CyRCE	de	Área de crédito y finanzas	Estos modelos cuantifican la dependencia existente entre los créditos incumplidos y se determina la distribución de pérdida de un portafolio a partir de los modelos de variables latentes, mixtura y concentración crediticia. Esto permitió que la institución bancaria tenga una mayor preparación en la gestión del riesgo de crédito en el año 2023 (Solano, 2024).	El autor no menciona en su investigación el grado de mejora a partir de la aplicación del modelo implementado.
Banco Santander	Europa	Inteligencia Artificial	Sistemas de inteligencia artificial	de	Área de finanzas (solvencia)	Se mejoró la solvencia del consumidor antes de la concesión de un crédito en un 5% durante el año 2022 (Collado-Rodríguez, 2023).	
Lending Club (Plataforma de Créditos de los Estados Unidos)	América Latina	Inteligencia Artificial	Machine Learning: KNN, Random Forest Classifier, Logistic Regression, Decision Tree Classifier, y AutoML	de	Unidad de finanzas	Haciendo uso de distintos algoritmos de Machine Learning, se construyeron modelos que tengan capacidad predictiva a la hora de saber en qué créditos se podría dar un Default (López, 2022)	El autor no menciona en su investigación el grado de mejora a partir de la aplicación del modelo implementado..

Banco Pichincha	Ecuador	Inteligencia Artificial	Machine Learning: árbol de decisión, regresión logística, máquinas de soporte vectorial, random forest, y redes neuronales	Departamento de crédito	Incremento de las colocaciones vehiculares acompañado de una reducción de la morosidad en 2021, esto en comparación al año 2020 (Benítez y Arteaga, 2022)	El autor no menciona en su investigación el grado de mejora a partir de la aplicación del modelo implementado.
------------------------	---------	-------------------------	--	-------------------------	---	--

Nota. Elaboración propia, a partir de la revisión de la literatura sobre modelos de gestión y evaluación de crédito (2025).

5.3. Selección de los modelos más efectivos para las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Segmento 1

Una vez representados cada uno de los modelos modernos y de inteligencia artificial para la gestión y evaluación del riesgo crediticio en la tabla 10, el presente estudio seleccionó los modelos KMV y Machine Learning por ser opciones que generan más precisión a las cooperativas al momento de examinar las probabilidades de incumplimiento de un financiamiento, haciendo énfasis en el valor que poseen los activos y el endeudamiento de la empresa. De esta manera, la flexibilidad y su orientación a la estructura de capital de la empresa, esto en conjunto con la volatilidad que pueden tener los activos, simplifica la gestión de riesgos y toma de mejor manera las decisiones de índole crediticia.

De lo contrario, los modelos modernos como los de análisis jerárquico, método de escenarios, diversificación, Credit Scoring de Moodys , Z-Score de Altman, Modelo de Markov, CreditMetricsTM, Credit Portfolio View, CreditRisk+ y CyRCE, fueron excluidos porque representan elevados costos operativos, suelen ser complejos para implementar y se requiere de expertos con más desarrollo de habilidades. Al mismo tiempo, son modelos dependientes de datos externos y requieren de personal con un grado de conocimiento más elevado, por lo que pueden ser aspectos demandantes para las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1.

Tabla 11

Modelos modernos y de inteligencia artificial

Modelo Moderno o de Inteligencia Artificial	Modelos	Funcionamiento
Modelo Moderno	Modelo KMV	<ol style="list-style-type: none"> 1. Valoración de activos: Se calcula el valor actual de los flujos de caja futuros. 2. Determinación de la deuda: Tiene en cuenta el valor nominal de la deuda de la cooperativa. 3. Análisis de la volatilidad: Expone la incertidumbre de los flujos de caja futuros
Modelo de Inteligencia Artificial	Machine Learning	<ol style="list-style-type: none"> 1. Información de clientes: Perfecciona el almacenamiento de datos a través de sus sistemas IA.

		<ol style="list-style-type: none"> Algoritmos de aprendizaje automático: Códigos que ayudan a las maquinas a conocer datos sin la necesidad de ser programados. Instrumentos de análisis y modelado: Técnicas y herramientas que se emplean para representar, comprender y simular sistemas.
Modelo de Inteligencia Artificial	Árboles de Decisión	<ol style="list-style-type: none"> Evaluación de riesgos: Permite mejorar la evaluación de riesgo crediticio a partir de una estructura jerárquica de nodos. Predicción de incumplimiento: Se corrobora las estadísticas de incumplimiento crediticio asociado a los clientes. Automatización de decisiones: Mejora la toma decisiones sobre gestión y evaluación crediticia a partir de programas de IA.
Modelo de Inteligencia Artificial	Regresión Logística	<ol style="list-style-type: none"> Preparación de la información: Se identifican problemas y variables crediticias que son relevantes. Construcción del modelo: Identificación de variables, selección del conjunto de datos y se prepara una base de datos sobre los créditos. Evaluación del modelo: Se sustenta en métricas de evaluación como precisión, matriz de confusión, entre otras.

Nota. Elaboración propia, a partir de la revisión de la literatura sobre modelos de gestión y evaluación de crédito (2025).

5.3.1. Beneficios y características de los modelos KMV y Machine Learning

Considerando los resultados de los objetivos anteriores y la información expuesta en la tabla 10, el estudio procedió a seleccionar el modelo KMV (moderno) y el modelo Machine Learning (Inteligencia Artificial) como los más relevantes, eficientes y factibles para ser implementados en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de la ciudad de Latacunga.

En la actualidad, las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de Latacunga vienen implementando modelos tradicionales para la gestión y evaluación del riesgo crediticio en sus instituciones. Sin embargo, estos modelos desde hace años han quedado obsoletos y disfuncionales frente a nuevas propuestas basadas en modelos modernos y de inteligencia artificial.

En virtud de lo anterior, el siguiente apartado busca seleccionar los modelos más importantes según la investigación realizada serian factibles de implementar en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de Latacunga. Para efectos del presente

estudio, se muestran a continuación los beneficios, alcances y perspectivas de los modelos seleccionados.

En primera instancia, el modelo tradicional KMV destaca por ser un modelo estructural de riesgo de crédito que se fundamenta en la teoría de la valoración de opciones. Este suele ser implementado en bancos, instituciones inversoras y reguladores con la finalidad de estimar la frecuencia esperada de incumplimiento (EDF) en una organización. Algunas de las ventajas que proporciona el modelo KMV es su naturaleza prospectiva orientada al mercado, por lo que incorpora las diferentes expectativas actuales y futuras asociadas a los actores de un mercado, haciendo énfasis en el perfil de riesgo y desempeño de la organización. Por otro lado, es un modelo que se sustenta en objetivos y verificación de datos, como es el caso del mercado de capital, los valores contables de los pasivos empresariales, y la volatilidad que tienen los rendimientos del capital asociado a una empresa. Al mismo tiempo, es un modelo que se caracteriza por ser comparable y consistente, con lo cual puede insertarse en las cooperativas de ahorro y crédito por su capacidad de asimilar información histórica y grupo de pares.

La factibilidad del modelo KMV es sumamente integral, ya que dispone de aspectos positivos desde el punto de vista humano, financiero y tecnológico, siendo necesaria la inversión en infraestructura tecnológica como la nube, la adquisición de softwares empresariales, y la contratación de recursos humanos especializados.

Ahora bien, la irrupción de la inteligencia artificial ha revolucionado el mundo de una manera impresionante, incidiendo de manera categórica en las relaciones humanas y laborales. Un sector que viene beneficiándose de las bondades de la IA es el financiero, ya que en la actualidad innumerables empresas, bancos y otras instituciones financieras han venido implementado esta tecnología en sus procesos productivos u operativos. Entre las alternativas innovadoras que se han introducido se encuentra el Machine Learning, la cual ha tenido un impacto significativo en el ámbito empresarial, puesto que través de algoritmos, los ordenadores tienen la capacidad de conocer patrones y tendencias que conducirán al establecimiento de predicciones.

El Machine Learning es una técnica de inteligencia artificial que, a partir de los enormes volúmenes de datos y las transformaciones tecnológicas, ha permitido que las instituciones financieras implementen modelos de gestión y evaluación crediticia más

eficientes y sofisticados. A continuación, se describen los beneficios y alcances que tiene el Machine Learning para el riesgo de crédito, específicamente para las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de la ciudad de Latacunga:

Una vez identificados los beneficios del Machine Learning para la gestión y evaluación de riesgo de crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito del segmento 1 de Latacunga, se hace preciso destacar los modelos más importantes que pueden implementarse en estas instituciones financieras del Ecuador, como pueden ser la regresión logística, los árboles de decisión, y las redes neuronales.

La regresión logística se caracteriza por ser un modelo lineal generalizado, que tiene la capacidad de diagnosticar probabilidades de incumplimiento crediticio, convirtiéndose en un elemento central para su efectiva implementación. Por su parte, los árboles de decisión aseguran una elevada interpretabilidad, para ello elabora una estructura en formato de árbol que tiene la capacidad de tomar decisiones financieras a partir de determinadas normativas; no obstante, pese a que son sencillos de verificar y comprender, tienden a ser inestables por variaciones en los datos. En lo que se refiere a las redes neuronales, se enmarcan por ser modelos multicapas que exponen representaciones jerárquicas de información y datos, fundamentales para resolver problemáticas de índole crediticio; sin embargo, necesitan altos volúmenes de datos y el entrenamiento es costoso desde el punto de vista computacional.

Para la correcta inserción de los modelos de gestión y evaluación de riesgo de crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito del segmento 1 de Latacunga, se hace necesario la inversión en infraestructura tecnológica de primera categoría, donde se cuente con ordenadores modernos, servicio de alojamiento en la nube y softwares empresariales que satisfagan los requerimientos laborales de la empresa. Del mismo modo, es importante contar con recursos humanos especializados en el área financiera y tecnológica, concretamente personal capacitado en riesgo de crédito e ingeniería de sistemas, ya que son los perfiles profesionales que requerían las instituciones financieras para el buen desenvolvimiento de los modelos basados en IA.

Tabla 12 *Beneficios y características del modelo de Machine Learning*

Modelo	Beneficio	Característica
KMV	Naturaleza prospectiva orientada al mercado	Incorpora las diferentes expectativas actuales y futuras asociadas a los actores de un mercado, haciendo énfasis en el perfil de riesgo y desempeño de la organización.
KMV	Objetivos y verificación de datos	Orientados al mercado de capital, los valores contables de los pasivos empresariales, y la volatilidad que tienen los rendimientos del capital asociado a una empresa.
KMV	Modelo comparable y consistente	Las cooperativas de ahorro y crédito pueden beneficiarse por su capacidad de asimilar información histórica y grupo de pares.
Machine Learning	Manejo de datos complejos	Mediante los algoritmos de aprendizaje automático, se evidencia el procesamiento y análisis de datos, tanto de naturaleza estructura como no estructurada. Es posible la identificación de tendencias complejas, así como anomalías o sincronizaciones que no pueden ser percibidos por el hombre. De esta manera, se crea una visión integral de la solvencia crediticia.
Machine Learning	Precisión mejorada	Las cooperativas de ahorro y crédito pueden añadir una serie de características, como es el caso de fuentes informativas basadas en redes sociales, datos de operaciones financieras, y comportamiento en línea. Gracias a estos procesos, puede elaborarse modelos de riesgo crediticio que destaquen por sus capacidades de predicción y precisión, disminuyendo así la probabilidad de errores.
Machine Learning	Toma de decisiones en tiempo real	Los modelos de Machine Learning pueden ayudar a las cooperativas de ahorro y crédito a insertar procesos de automatización para la gestión y evaluación crediticia, asegurando la toma de decisiones en tiempo real. La automatización promueve los procesos de préstamo, perfeccionando la

		experiencia de cliente, y disminuyendo los costos operativos.
Machine Learning	Aprendizaje continuo	En contraste a los modelos tradicionales, los algoritmos de Machine Learning pueden mejorar su calidad con el tiempo. La permanente actualización de los datos, hacen que los modelos se reestructuren y sean más efectivos, garantizando que las instituciones financieras estén actualizadas ante los cambios en el mercado y el comportamiento de los consumidores.

Nota. Elaboración propia (2025).

5.3.2. Estudio de factibilidad de los requerimientos tecnológicos, humanos y financieros para los modelos modernos y de inteligencia artificial (IA)

Mediante el análisis de material, se presenta a continuación un estudio de factibilidad que permita identificar los distintos requerimientos tecnológicos, humanos y financieros que engloban a los modelos modernos y de inteligencia artificial (IA), inherentes a la gestión y evaluación del riesgo crediticio. Esto será posible a través de una matriz informativa que expongan los requisitos para esenciales para su implementación exitosa en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de la provincia de Cotopaxi.

Tabla 13

Factibilidad de los modelos modernos y de inteligencia artificial (IA)

Tipo de Modelo	Modelo	Requerimientos Tecnológicos	Requerimientos Humanos	Costos aproximados de implementación
Modernos IA	Modelo KMV Machine learning: Arboles de decisión. Regresión Logística	<ul style="list-style-type: none"> • Computadoras: Laptops marca Lenovo, Apple, MacBook, Lenovo, ThinkStation. • Procesador CPU: Intel Icore i7 en adelante. • Disco estado sólido capacidad 512 GM. • Servidores Routers: Dell PowerEdge, HPE Apollo. • Centro de datos: Edge Uno. • Sistema Operativo: Linux, Windows, Unix, Microsoft SQL. 	<ul style="list-style-type: none"> • Profesionales expertos en finanzas: • Analista de Créditos: Habilidades técnicas en conocimiento de estados financieros, evaluación de riesgo crediticio, dominio de software financiero. Habilidades blandas en resolución de problemas, comunicación asertiva, confidencialidad, etc. • Analista de riesgos: Habilidades técnicas en análisis de estados financieros, riesgo de crédito, datos estadísticos, manejo de software financiero. 	<ul style="list-style-type: none"> • Aplicación Modelo KMV: Costo aproximado \$6.075 incluye acceso a informes automáticos de riesgo crediticio, datos históricos de incumplimiento de pagos, capacitación técnica para analistas de riesgo y crédito. • Aplicación Modelo IA: Costo aproximado \$10.300 incluye personalización del modelo de acuerdo con la conexión del sistema de crédito o Core de la cooperativa, validación con datos reales, asignación de puntajes de riesgo crediticio, capacitación y soporte técnico con las

- | | | |
|---|--|------------------------------------|
| <ul style="list-style-type: none"> • Servicios de alojamiento en la nube: Base de datos y productos Oracle (Oracle Database, Oracle Audit, MongoDB, Amazon Redshift, Amazon Web Service AWS). • Empresas que producen servicios de alojamiento: Gold Partner, Redparner. • Empresas que producen el modelo: Equifax, Altscore, Aval Buro, BI Sciences. | <p>Habilidades blandas en resolución de problemas, trabajo en equipo, adaptabilidad, etc.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Ingenieros de sistemas: • capacidad de manejar los requerimientos tecnológicos de los modelos. | <p>actualizaciones del modelo.</p> |
|---|--|------------------------------------|

Nota. Elaboración propia, a partir de la revisión de la literatura sobre modelos de gestión y evaluación de crédito (2025).

5.3.3. Propuesta de modelos modernos y de inteligencia artificial para las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Segmento 1

Luego de revisar la literatura y exponer las áreas y el grado de mejoramiento financiero de los modelos para la gestión y evaluación del riesgo de crédito empelados en Europa, América Latina y Ecuador, se seleccionaron los modelos modernos y de inteligencia artificial más idóneos para el presente estudio. De esta manera, se determinó que los modelos KMV (Moderno) y Machine Learning basado en arboles de decisión y regresión logística, se catapultan como las alternativas más eficientes para gestionar y evaluar el riesgo crediticio en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 en el Ecuador.

Una vez identificada la factibilidad tecnológica, humana y financiera para los modelos KMV (moderno) y Machine Learning (Inteligencia Artificial), se puede deducir que la implementación de los mismos en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 estará enfocado no solamente a los requerimientos expuestos, sino también a características internas y necesidades de cada una de las instituciones.

Ahora bien, al analizar los requerimientos tecnológicos asociados a los modelos propuestos de gestión y evaluación del riesgo de crédito, se destaca la necesidad que tienen las cooperativas de actualizar su infraestructura tecnológica de manera constante, ya que las innovaciones en materia de softwares, servicios de alojamiento en la nube y base de datos es continua, por lo que estas organizaciones se ven en la necesidad de renovar sus procesos tecnológicos. Esto tiende a ser más imprescindible para los modelos de Machine Learning, puesto que su origen proviene de la inteligencia artificial y, por tanto, se demanda de una tecnología de primer nivel basada en softwares especializados. No obstante, el modelo KMV exige una valorable dependencia de algunos equipos tecnológicos, como pueden ser computadoras de última generación y sistemas operativos actuales.

De acuerdo con la Tabla 13 se puede identificar en base a los activos e indicadores más relevantes del año 2024 que no todas las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de Latacunga se encuentran en la posibilidad de adquirir un modelo de gestión de crédito moderno o de inteligencia artificial.

Tabla 14
Indicadores de las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de Latacunga

COAC Segmento 1	ACTIVOS	INDICES DE MOROSIDAD	INDICES DE RENTABILIDAD	
			ROA	ROE
JUVENTUD ECUATORIANA PROGRESISTA LIMITADA	\$3.493.121.724,65	7,22%	0,61%	6,10%
29 DE OCTUBRE LTDA	\$1.100.406.471,08	8,32%	0,03%	0,37%
COOPROGRESO LIMITADA	\$ 883.625.608,34	13,11%	0,00%	0,00%
SAN FRANCISCO LTDA	\$ 726.494.770,66	5,89%	0,29%	2,07%
OSCUS LIMITADA	\$ 693.728.606,27	9,35%	0,09%	0,75%

FERNANDO DAQUILEMA LIMITADA	\$ 638.764.456,33	6,44%	0,10%	1,05%
MUSHUC RUNA LTDA	\$ 630.432.709,14	7,41%	0,01%	0,09%
DE LA PEQUEÑA EMPRESA DE COTOPAXI LIMITADA	\$ 578.768.609,14	9,80%	1,35%	6,90%
CHIBULEO LIMITADA	\$ 469.521.984,68	10,10%	0,03%	0,33%
TULCAN LIMITADA	\$ 410.965.536,26	6,69%	0,19%	1,61%
AMBATO LTDA	\$ 381.173.231,48	7,69%	0,13%	1,13%
KULLKI WASI LTDA	\$ 340.492.065,63	9,84%	0,07%	0,80%

EL SAGRARIO LTDA	\$ 328.962.706,87	9,37%	0,28%	1,86%
CREA LIMITADA	\$ 252.565.291,22	15,96%	-0,21%	-2,12%
9 DE OCTUBRE LTDA	\$ 134.141.678,09	8,07%	0,04%	0,40%
VIRGEN DEL CISNE	\$ 127.536.186,80	6,95%	0,31%	2,25%

Nota. Elaboración propia, a partir de la revisión de reportes estados financieros mensuales Estadística SEPS (2024).

Por lo tanto, las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 que se destacan por tener la capacidad de cumplir con los requerimientos financieros expuestos en la tabla 12 y 13, en base a sus activos e indicadores durante el año 2024, se recomienda que las cooperativas de ahorro y crédito con mayor capacidad financiera como fueron la cooperativa JEP, COAC San Francisco, COAC CACPECO, COAC Virgen del Cisne tiene la capacidad de implementar el en modelos de inteligencia artificial como es el Machine Learning, mientras las que tuvieron índices de rentabilidad aceptables y en base a sus activos pueden implementar el modelo KMV en las COAC Fernando Daquilema, COAC Ambato, COAC Tulcán, COAC el Sagrario, puesto que la infraestructura y los procesos tecnológicos que requieren estos modelos contemplarían una inversión de dinero que estas instituciones pueden costear sin ningún problema. Asimismo, se hace importante que el capital invertido sea destinado a la formación de los recursos humanos de la cooperativa, lo que impactaría positivamente a la hora de gestionar y evaluar el riesgo crediticio de sus socios o clientes, además deberán las cooperativas provisionar cada año o mes un porcentaje de sus activos ya que al ser modelos modernos las actualizaciones de los softwares para la implementación de información y el mantenimiento deben ser constantes.

Por otro lado, las cooperativas con un menor poderío financiero de acuerdo a sus activos y índices del año 2024, como fueron las COAC 29 de Octubre, COOPROGRESO, COAC OSCUS, COAC Mushuc Runa, COAC Chibuleo, COAC KULLKI WASI, COAC CREA y COAC 29 de Octubre deberán procurar invertir su patrimonio otro tipo de modelos tradicional o modernos, ya que son modelos más accesibles desde el punto de vista económico, técnico y operativo. Al mismo tiempo, la inversión en capital humano es imprescindible para esta clase de instituciones, lo que ayudaría a fortalecer las capacidades profesionales de los analistas de crédito y de riesgos pertenecientes a la empresa, particularmente a la hora de manejar softwares o servicios de alojamiento en la nube.

DISCUSIÓN

La presente investigación hizo una profunda revisión bibliográfica que se sustentó en material documental como libros, artículos y revistas especializadas, la cual permitió identificar y conocer los diferentes modelos para la gestión y evaluación crediticia implementados en Europa, América Latina y Ecuador. Estos modelos se clasifican en tradicionales, modernos y de inteligencia artificial, los primeros dos muy connotados en la literatura científica de las últimas décadas; mientras tanto, el tercer grupo tiene la particularidad de ser reciente, ya que se basa en las nuevas tecnologías financieras. En este sentido, se consideraron estudios internacionales como los de Kiseleva et al. (2023) en Rusia; Maitanmi et al. (2024) en Nigeria; y Grau y Portilla (2020) en España. Si bien el estudio actual hace referencia a los modelos de gestión y evaluación del crédito en entidades financieras, difiere en parte con el estudio de Cornejo et al. (2024), ya que los autores no presentan una propuesta teórica o práctica sobre algún modelo en particular.

Los modelos tradicionales para la gestión y riesgo de crédito han estado compuestos fundamentalmente por los sistemas expertos y los sistemas de calificación, los cuales han sido documentados en la investigación y concuerdan con lo establecido por (Saavedra y Saavedra, 2010). Por su parte, los modelos modernos han ido diversificándose a través del tiempo, convirtiéndose en alternativas más sólidas para mejorar el rendimiento financiero de las entidades financieras de todo el mundo. Sin embargo, investigadores como Grau y Portela (2020) describen que los modelos tradicionales están abriendo pasos a una nueva categorización basada en la Inteligencia Artificial (IA) y más concretamente en el Machine Learning o aprendizaje automático.

En relación con lo anterior, los modelos de gestión y evaluación del riesgo crediticio basados en IA, han conducido a una reconfiguración parcial o global de cómo debe ejercerse el estudio, análisis y aprobación de financiamientos en instituciones financieras como bancos o cooperativas de ahorro y crédito. Estos nuevos modelos se construyen a partir de la fusión del aprendizaje automático, el efectivo procesamiento de datos en tiempos real, así como la existencia de fuentes informativas que generen una mayor solvencia y agilidad a la hora de diagnosticar las condiciones crediticias de un individuo (Ashraf, 2021).

Los resultados obtenidos de la investigación demuestran que diversas instituciones financieras en Europa, América Latina y Ecuador han venido implementadas diversos modelos para la gestión y evaluación del riesgo de crédito, entre los cuales se encuentran los modelos modernos, y los modelos de inteligencia artificial. No obstante, para efectos de este análisis se descartaron los modelos tradicionales, siguiendo en línea con lo afirmado por García et al. (2020), quienes exponen que una de las grandes deficiencias de estos modelos son la dependencia sobre datos históricos, impidiendo la adaptación de la entidad crediticia a cambios económicos y conductuales de los clientes; así mismo, pueden ser frágiles al momento de medir la complejidad de riesgos de alto impacto.

Posteriormente, el estudio representó las áreas de mejora que generan la aplicación de los modelos modernos y de inteligencia artificial en instituciones financieras de Europa, América Latina y Ecuador, encontrando que estas organizaciones se benefician de mejores índices de rentabilidad, morosidad, y liquidez; al mismo tiempo, el riesgo crediticio disminuyó significativamente. Uno de los aspectos más resaltantes que se obtuvo a partir de este diagnóstico, es que diversos bancos o empresas investigadas no especificaban los indicadores financieros o el grado de mejora resultante, lo que demuestra una política de confiabilidad extrema. Esto se corresponde con lo estudiado por Pizarro-Cárdenas y Álvarez-Plúa (2023), quienes destacan que las empresas son cerradas a compartir información crediticia o financiera por un conjunto de razones, como puede ser la confidencialidad de los datos, la mal interpretación de la información y el mantenimiento de la competitividad.

Ahora bien, una vez estudiados los diferentes modelos para la gestión y evaluación crediticia, la presente investigación propone y recomienda que las Cooperativas de Ahorro y Crédito del segmento 1 de Latacunga implementen el modelo tradicional KMV, cuyas bondades son explicada a lo largo del estudio por (Zapata, 2021), (Anaya, 2023). Adicionalmente, se propone al Machine Learning como el modelo de IA por excelencia en la actualidad, ya que es muy connotado en instituciones financieras de Europa y América Latina, quienes resaltan su precisión crediticia, el bajo nivel de morosidad y su contribución a la detección de fraudes (Francés, 2020), (García & Torres, 2023), (Grau & Portela, 2020).

6. CONCLUSIONES

Conclusiones

El presente estudio identificó los modelos de gestión y evaluación de crédito empleados en Europa, América Latina y Ecuador, para ello fue necesario realizar una revisión de la literatura exhaustiva que permitiera valorar las experiencias y casos de éxito más significativos a nivel mundial, regional y nacional. De esta manera, la bibliografía consultada expuso que los modelos modernos y los modelos de Inteligencia Artificial (IA) son lo más representativos en las instituciones financieras, puesto que utilizan métodos y procesos más innovadores y efectivos, esto en comparación a los modelos tradicionales que eran muy populares en el siglo pasado. Estos modelos han sido aplicados exitosamente en instituciones financieras europeas, latinoamericanas y ecuatorianas, por lo que su estudio contribuirá al mejoramiento financiero de las Cooperativas de Ahorro y Crédito del segmento 1, principalmente a la hora de gestionar y evaluar su riesgo de crédito.

Posteriormente, se analizaron y resaltaron las áreas claves para el mejoramiento financiero de las instituciones europeas, latinoamericanas y ecuatorianas estudiadas, considerando los modelos de gestión y evaluación de riesgo de crédito implementados. Se evidencia que los modelos modernos y de Inteligencia Artificial ayudaron a mejorar los índices de rentabilidad, morosidad de las entidades financieras, entre otros beneficios. Asimismo, las empresas proyectan mejoras en los niveles de riesgo crediticio, lo que demuestra la efectividad y eficiencia de sus modelos.

Concluimos que los modelos de gestión y evaluación de riesgo crediticio KMV (Modelo moderno) y Machine Learning (Modelo de Inteligencia Artificial), son las alternativas más efectivas para las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de Latacunga. Esta propuesta surge a partir del análisis exhaustivo sobre el funcionamiento, los beneficios, las características, y la factibilidad financiera, tecnológica y humana de los modelos KMV y Machine Learning. En este sentido, se tiene que el modelo KMV ayuda a evaluar de una forma más precisa el riesgo de crédito, contribuyendo así a una mejor toma de decisiones al instante de conceder préstamos y administrar los riesgos inherentes a la cartera de créditos. Por su parte, el Machine Learning proporciona grandes beneficios frente a los modelos tradicionales, puesto que su éxito radica en la clasificación de potenciales clientes; así mismo, su incorporación en instituciones financieras requiere

de personal capacitado, políticas y controles que aseguren la calidad de proceso, y la adquisición de máquinas para el procesamiento computacional.

Recomendaciones

Se recomienda que las instituciones financieras ecuatorianas e investigadores académicos continúen profundizando sus estudios sobre los modelos de gestión y evaluación de crédito, específicamente los empleados en Europa y América Latina, ya que en estas regiones se vienen implementando modelos que han reconfigurado los métodos y procesos para la minimización del riesgo crediticio. En la actualidad, Ecuador tiene una cultura de gestión y riesgo crediticio basada en la implementación de modelos tradicionales, lo que ocasiona deficiencias significativas al momento de estudiar, asignar, y examinar el riesgo de crédito en sus instituciones financieras, particularmente en las Cooperativas de Ahorro y Crédito.

Es importante que las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de Latacunga analicen el mejoramiento financiero que generan los modelos modernos y de Inteligencia Artificial que han sido aplicados en otras latitudes del mundo. El modelo moderno KMV y el modelo de Inteligencia Artificial basado en Machine Learning, son los modelos recomendados para la gestión y evaluación de riesgo crediticio en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de Latacunga. Por tanto, se hace imperante que estas instituciones financieras comiencen a examinar los beneficios, alcances y factibilidad de aplicarlos en sus áreas o departamentos de crédito. Asimismo, los modelos KMV y Machine Learning han generado resultados satisfactorios a las instituciones financieras europeas, latinoamericanas y ecuatorianas que los han implementados, por lo que es recomendable que las Cooperativas de Ahorro y Crédito utilicen estos modelos para sus objetivos crediticios y financieros.

7. BIBLIOGRAFÍA

- Alonso-Robisco, A., & Carbo, J. (2023). Aprendizaje automático en modelos de concesión de crédito: oportunidades y riesgos.
- Al-Slehat, Z., Radwan, S., Mahmoud, B., & Al-Haraisa, Y. (2024). Creditworthiness Criteria According to the 5Cs Model and Credit Decision: The Moderating Role of Intellectual Capital. *International Review of Management and Marketing*, 14(6), 204-287. <https://doi.org/10.32479/irmm.1725>
- Altamirano, A., Cruz, M., Villalba, N., & Ipiñales, K. (2018). Modelo de diagnóstico para medir el desempeño financiero en las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Ecuador. *Revista de Investigación en Modelos Financieros*, 1(7), 124-246. <http://ojs.econ.uba.ar/index.php/RIMF/article/view/1420/2041>
- Anaya, A. (2023). *Medición de riesgo de crédito usando el modelo KMV*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Andrade, C., Flores, G., & Coronel, K. (2024). Análisis de la Rentabilidad y su relación con el Riesgo Crediticio y Liquidez de Mutualistas en Ecuador. *Revista Economía y Política*, 1(40), 40-57. <https://doi.org/10.25097/rep.n40.2024.03>
- Arias-Gómez, J., Villasís-Keever, M., & Miranda, M. (2016). El protocolo de investigación III: la población de estudio. *Revista Alergia México*, 63(2), 201-206. <https://doi.org/http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=486755023011>
- Arias-Odón, F. (2023). Investigación documental, investigación bibliométrica y revisiones. *REDHECS*, 1(1), 9-27.
- Banco Central del Ecuador. (2022). Todo lo que no sabías sobre las cooperativas en Ecuador. 1. <https://www.bce.fin.ec/educacion-financiera/articulos/todo-lo-que-no-sabias-sobre-las-cooperativas-en-ecuador>
- Batioja, M., & Restrepo, N. (2022). *Modelo para el análisis de riesgo crediticio basado en el modelo de Markov para una empresa del sector alimenticio*. Universidad EAFIT.
- Benites, C., & Arteaga, E. (2022). *Aplicación de modelos de machine learning para clasificación de clientes en una empresa auxiliar de servicios financieros*

- ecuatoriana especializada en crédito vehicular para el período junio 2019-octubre 2021*. Universidad Central del Ecuador.
- Borges, M., & Machado, R. (2020). *Modelling credit risk: evidence for EMV methodology on Portuguese mortgage data*. ISEG (School of Economics and Management) of the Universidade de Lisboa.
- Borrero-Tigreros, D., & Bedoya-Leiva, O. (s.f.). Predicción de riesgo crediticio en Colombia usando técnicas de inteligencia artificial. *Revista UIS Ingenierías*, 19(4), 37-52. <https://doi.org/10.18273/revuin.v19n4-2020004>
- Briones, B. (2014). *Aplicación del modelo Credimetrics a una empresa industrial ecuatorina. Caso de estudio: La Fabril S.A.* Escuela Superior Politécnica del Litoral.
- Cadena, V., & Vera, B. (2018). *Análisis del Riesgo Crediticio y su Incidencia en la liquidez de las Cooperativas de Ahorro y Crédito que pertenecen al segmento 3 y 4 de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria del cantón Latacunga en el segundo semestre del 2017*. Tesis de Pregrado, Universidad Técnica de Cotopaxi, Facultad de Ciencias Administrativas, Latacunga.
- Caicedo, M. (2018). *SCORING DE CRÉDITO: HERRAMIENTA PARA LA EVALUACIÓN DE RIESGO DE CRÉDITO EN ENTIDADES FINANCIERAS*. Tesis de maestría, Pontificia Universidad Javeriana, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Bogotá.
- Caja Rural de Navarra. (2024). *Procedimiento control de riesgo*. Unidad de Gestión de Riesgos.
- Calero, B., & Moreno, R. (2017). *Gestión de crédito de la financiera FINICSA (Financiamiento para el desarrollo de Nicaragua) Sucursal de Ocotol 2017*. Tesis de Pregrado, Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, Managua, FACULTAD REGIONAL MULTIDISCIPLINARIA DE ESTELÍ FAREM-ESTELÍ, Estelí.
- Castillo, D., & Figueroa, E. (2023). *EL RIESGO DE CRÉDITO: UNA MEDIDA IMPORTANTE PARA EL FORTALECIMIENTO DE LA GESTIÓN EMPRESARIAL*. Escuela de Economía y Finanzas, Universidad EAFIT, Bogotá.
- Chatterjee, S. (Julio-Septiembre de 2016). MODELOS DEL RIESGO DE CRÉDITO. *CEMLA*(34), 273-300.
- Chero-Pacheco, V. (2024). Población y muestra. *Carta al Editor*, 17(2), 66. <https://doi.org/10.4067/S2452-55882024000200066>

- Chiluiza, O. (2021). *Desarrollo de un modelo predictivo para la evaluación del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Virgen del Cisne*. Universidad de las Fuerzas Armadas, Centro de Posgrados.
- Collado-Rodríguez, N. (2023). La evaluación de la solvencia mediante el uso de sistemas de IA. *Revista CESCO de Derecho de Consumo*, 1(1), 41-67. https://doi.org/10.18239/RCDC_2023.46.3335
- Consultores, B. (8 de Noviembre de 2021). *Método Hipotético Deductivo*. Online-Tesis: online-tesis.com/metodo-hipotetico/deductivo
- Criollo, D. (2022). *Desarrollo de modelo de Score de origenación de crédito para personas naturales del segmento de microcrédito para el Banco Banecuator B.P.*. Escuela Politécnica Nacional.
- Díaz, C., & Guerra, Y. (Julio de 2017). Riesgo Financiero en los Créditos al Consumo del Sistema Bancario Venezolano 2008-2015. *Orbis*, 13(37), 20-40.
- Escobar, J. (2020). *¿Cuáles son las ventajas y desventajas de solicitar un crédito o un préstamo?*
- Francés, T. (2020). *Impacto del Machine Learning en el sistema financiero*. Comillas Universidad Pontificia.
- Galora, D. (2024). *EL RIESGO DE MERCADO Y LA RENTABILIDAD DE LAS COOPERATIVAS DE AHORRO Y CRÉDITO DEL SEGMENTO 2 DE LA PROVINCIA DE CHIMBORAZO PERIODO 2021*. Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Chimborazo, Facultad de Ciencias Políticas y Administrativas.
- García, C. (2014). *Análisis del Riesgo de Crédito en la Empresa*.
- García, J., & Torres, W. (2023). *PREDICCIÓN DE RIESGO DE IMPAGO EN INSTITUCIÓN FINANCIERA USANDO MODELOS DE MACHINE LEARNING*. Tesis de Maestría, Universidad Tecnológica Centroamericana UNITEC, Tegucigalpa.
- García, K., Prado, E., Salazar, R., & Mendoza, J. (2018). Cooperativas de Ahorro y Crédito del Ecuador y su incidencia en la conformación del Capital Social (2012-2016). *Revista Espacios*, 39(28), 32-38. <https://revistaespacios.com/a18v39n28/a18v39n28p32.pdf>
- García-España, S. (2023). *Diseño e implementación de un modelo de cuantificación de riesgo de crédito de una entidad bancaria*. Universitat Politècnica de Valencia.

- García-González, J., & Sánchez-Sánchez, P. (2020). Diseño teórico de la investigación: instrucciones metodológicas para el desarrollo de propuestas y proyectos de investigación científica. *Información Tecnológica*, 31(6), 159-170. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642020000600159>
- Gaytán, J. (2018). Clasificación de los riesgos financieros. *Mercados y Negocios*, 122-132.
- Gaytán, J. (2020). El plan de negocios y la rentabilidad. *Mercados y Negocios*, 21(42), 143-156. <https://doi.org/https://doi.org/10.32870/myn.v1i42>
- Gómez, A., & Sosa, E. (2024). *Análisis de sesgos de modelos de aprendizaje automático en la predicción de riesgo de crédito en la banca en el Ecuador*. Universidad Politécnica Salesiana.
- Gómez, L. (Diciembre de 2014). La Gestión del Riesgo de Crédito como herramienta para una Administración Financiera eficiente. Un estudio de caso. *Revista Científica de la UCSA*, 1(1), 24-32.
- Gómez-Escalonilla, G. (2021). Métodos y técnicas de investigación utilizados en los estudios sobre comunicación en España. *Revista Mediterránea de Comunicación/Mediterranean Journal of Communication*, 12(1), 115-127. <https://doi.org/10.14198/MEDCOM000018>
- González-López, M. (2024). El método documental en estudios teóricos educativos. *Centro de Investigación en Educación Básica*, 2(1), 5-7. https://www.researchgate.net/profile/Mariela-Gonzalez-Lopez/publication/377846824_El_metodo_documental_en_estudios_teoricos_educativos/links/65bae81334bbff5ba7dd53c7/El-metodo-documental-en-estudios-teoricos-educativos.pdf
- Granja, V., & García, N. (2020). *MODELO DE SEGUIMIENTO DE RIESGO DE CRÉDITO PARA EL CLIENTE INDEPENDIENTE, PARA UNA ENTIDAD FINANCIERA DEL VALLE DEL CAUCA*. Tesis de maestría, Universidad EAFIT, Escuela de Administración, Cali.
- Grau, J., & Portela, J. (2020). *Machine Learning y Riesgo de Crédito*. Comillas Universidad Pontificia.
- Guamán, J. (2022). Análisis comparativo de las cinco cooperativas de ahorro y crédito más grandes del Ecuador, entre 2019 y 2021 aplicando el método CAMEL. *Revista Espacios*, 43(11), 88-106. <https://www.revistaespacios.com/a22v43n11/a22v43n11p07.pdf>

- Guevara, G., Verdesoto, A., & Castro, N. (2020). Metodologías de investigación educativa (descriptivas, experimentales, participativas, y de investigación-acción). *Revista Científica Mundo de la Investigación y el Conocimiento*, 1(1), 163-173. [https://doi.org/10.26820/recimundo/4.\(3\).julio.2020.163-173](https://doi.org/10.26820/recimundo/4.(3).julio.2020.163-173)
- Hermitaño, J. (Julio de 2022). Aplicación de machine learning en la gestión de riesgo de crédito financiero: Una revisión sistemática. *Interfases*(12), 160-178. <https://doi.org/https://doi.org/10.26439/interfases2022.n015.5898>
- Jain, N. (8 de Septiembre de 2023). *¿Qué es un diseño de investigación? Definición, tipos, métodos y ejemplos*. Ideascale: <https://ideascale.com/es/blogs/que-es-el-diseno-de-la-investigacion/>
- Kiseleva, I., Tramova, A., Kalmykova, T., & Koryakovsk, A. (2023). Analysis of credit risk assessment models to ensure the economic security of an organization in the context of digitalization. *Nexo Revista Científica*, 36(03), 319-330. <https://doi.org/10.5377/nexo.v36i03.16453>
- Loor-Zambrano, H., Saltos-Briones, G., Feijó-Cuenca, N., & Antón-Castro, A. (2022). Indicadores de eficiencia financiera para medir el riesgo crediticio en COAC's del Ecuador. *Digital Publisher*, 7(5-1), 143-156. <https://doi.org/10.33386/593dp.2022.5-1.1330>
- López, L. (2022). *Explicación y predicción del default en créditos, con la implementación de modelos de Machine Learning*. Comillas Universidad Pontificia.
- Ludovic, A., Aranguiz, M., & Gallegos, J. (2018). Análisis de riesgo crediticio, propuesta del modelo Credit Scoring. *Revista Facultad de Ciencias Económicas: Investigación y Reflexión*, XXVI(1), 181-207. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=90953767010>
- Luna, C., Quintero, D., & Segura, L. (2015). *Modelo de scoring para el análisis de riesgo de crédito dirigido a las medianas empresas del sector industrial en Colombia*. Ingeniería Financiera.
- Maitanmi, O., Ogunyolu, O., & Kuyoro, A. (2024). Evaluation of Financial Credit Risk Management Models Based on Gradient Descent and Meta-Heuristic Algorithms. *Ingénierie des Systèmes d'Information*, 29(4), 1441-1452. <https://doi.org/10.18280/isi.290417>
- Maldonado, D., & Pazmiño, M. (2008). Nuevas herramientas para la Administración del Riesgo Crediticio: El caso de una Cartera Crediticia Ecuatoriana. *Cuestiones Económicas*, 24(2), 1-71.

- Mejía, T. (27 de agosto de 2020). *Investigación descriptiva: características, técnicas, ejemplos*. Lifeder: lifeder.com/investigacion-descriptiva/
- Mesén, V. (2019). El riesgo de auditoría y sus efectos sobre el trabajo del auditor independiente. *Tec Empresarial*, 3(1-2), 9-12. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3201923>
- Millán, J., & Caicedo, E. (Junio de 2018). Modelos para otorgamiento y seguimiento en la gestión de riesgo de crédito. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 25, 23-41. <https://doi.org/www.upo.es/revistas/index.php/RevMetCuant/article/view/2370>
- Montes de Oca, J. (1 de Marzo de 2020). *Crédito*. Economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/credito.html>
- Ochoa, H. (2021). *Investigación experimental y no experimental*. Instituto de Estudios Superiores de Chiapas Universidad Salazar.
- Ochoa-Pachas, J., & Yunkor-Romero, Y. (2022). *Los estudios explicativos en el campo de las ciencias sociales*. Universidad Autónoma del Perú.
- Ojeda, F., Moreno, V., & Torres, M. (2020). Gestión de riesgo y la ciberseguridad en el sector financiero popular y solidario del Ecuador. *CIENCIAMATRIA*, 6(2), 192-219. <https://doi.org/https://doi.org/10.35381/cm.v6i2.366>
- Ordóñez-Granda, E., Narváez-Zurita, C., & Erazo-Álvarez, J. (2020). El sistema financiero en Ecuador. Herramientas innovadoras y nuevos modelos de negocio. 5(10), 194-216. <https://doi.org/10.35381/r.k.v5i10.693>
- Ortega-Ajila, F., Ramírez-Arias, T., & Zúñiga-Reyes, G. (2022). El sistema financiero y el rol en el desarrollo económico y social del Ecuador. *Digital Publisher CEIT*, 7(6), 49-64. <https://doi.org/10.33386/593dp.2022.6.1367>
- Ossa, W., & Jaramillo, V. (2021). *Machine Learning para la estimación del riesgo de crédito en una cartera de consumo*. Universidad EAFIT.
- Padró-Solanet, A. (2020). *El muestreo*. Universidad Oberta de Catalunya.
- Palmero, S. (2020). *La enseñanza del componente gramatical: El método deductivo e inductivo*. Universidad de la Laguna.
- Parra, A. (2022). Marco de apetito al riesgo: un acercamiento al sector real. *Contexto*, 10(1), 22-44. <https://doi.org/https://doi.org/10.18634/ctxj.10v.1i.1201>
- Pérez-Flores, A. (2024). Respuesta carta editor "Población y muestra". *Int. J. Inter. Dent*, 17(2), 67. <https://doi.org/10.4067/S2452-55882024000200067>

- Pucha, O. (2022). *Desarrollo de un modelo de predicción basado en algoritmos de Machine Learning para medir el riesgo crediticio*. Escuela Politécnica Nacional.
- Ramos, C. (2020). Los alcances de una investigación . *CienciAmérica*, 9(3), 1-5.
<https://doi.org/10.33210/ca.v9i3.336>
- Revuelta, R. (2020). *Modelos de Credit Scoring: Propuesta y aplicación al caso Imaginarium*. Universidad Zaragoza.
- Ríos, V. (2021). Contexto geopolítico global, riesgos y cobertura a través de seguros. *Revista Ibero - Latinoamericana de Seguros*, 30(54).
<https://doi.org/10.11144/Javeriana.ris54.cggr>
- Riveros, A. (20 de Marzo de 2018). *Los 4 tipos de Riesgo de Crédito*. EALDE:
<https://www.ealde.es/gestion-de-riesgos-de-credito/>
- Riveros, A. (28 de Octubre de 2019). *4 modelos de medición del riesgo de crédito en finanzas*. EALDE Business School: www.ealde.es/riesgo-credito-finanzas/
- Rodríguez, G. (Julio-Diciembre de 2019). RIESGO DE IMPAGO. AUTOPSIA DE UNA QUIEBRA Y EL FIN DE VARIOS MITOS. CASO THOMAS COOK. *Ekotemas Revista Cubana de Ciencias Económicas*, 5(2), 103-119.
<https://doi.org/https://orcid.org/0000-0003-0786-121X>
- Roldán, L. (2021). *El riesgo de crédito en las PYMES españolas* . Universidad de León.
- Rus, E. (12 de Julio de 2024). *Investigación explicativa: qué es y cómo funciona*. Economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/investigacion-explicativa.html>
- Saavedra, M., & Saavedra, M. (Enero-Junio de 2010). Modelos para Medir el Riesgo de Crédito de la Banca. *Cuadernos de Administración*, 23(40), 295-319.
- Salinas, J., & Sastre, M. (2021). El capital social como herramienta de inclusión desde el ángulo de las finanzas solidarias. *Sostenibilidad*, 13(7026), 50-62.
- Santillan, J. (2021). *Costo de producción y su incidencia en la rentabilidad de la Empresa Productos Alimnticios San Salvador, periodo 2018*. Tesis Maestría, Universidad Nacional de Chimborazo, Riobamba.
- Saras, E. (2023). Técnicas e instrumentos de investigación en la actividad investigativa. *Revista Educación* , 21(1), 8-9.
- Silva, D. (2018). *ANÁLISIS DE LA GESTIÓN DE RIESGO DE CRÉDITO EN LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO SAN JOSÉ LTDA*. Tesis de pregrado, Pontificia Universidad Católica del Ecuador, Escuela de Administración de Empresas, Ambato.

- Solano, K., & Quimi, C. (2024). *Estado del arte de modelos de IA en asignación de créditos bancarios*. Universidad Politécnica Salesiana.
- Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (28 de Marzo de 2022). *Superintendencia de Economía Popular y Solidaria*. Superintendencia de Economía Popular y Solidaria: https://www.seps.gob.ec/portfolio_page/la-seps-presenta-su-rendicion-de-cuentas-2021/
- Toaquiza, E. (2022). *Diseño de estrategias para la venta de nuevos productos en la Cooperativa Chibuleo agencia Latacunga*. Tesis de maestría, Universidad Técnica de Cotopaxi, Dirección de Posgrado, Latacunga.
- Valencia, B., & Narvárez, I. (2021). La gestión de riesgos financieros y su incidencia en la toma de decisiones. *CIENCIAMATRIA*, 7(2), 691-722. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8318867>
- Valencia, M. (2024). *Modelo de Gestión de Riesgo de Crédito en las Instituciones Financieras*. Pontificia Universidad Católica del Ecuador.
- Valle, A. (2019). *Modelo de evaluación de riesgo de crédito en el proceso de concesión de crédito al constructor para instituciones del sistema mutual ecuatoriano*. Tesis de maestría, Universidad Andina Simón Bolívar, Área de Gestión, Quito.
- Vizcaíno, P., Cedeño, R., & Maldonado, I. (2023). Metodología de la investigación científica: guía práctica. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 7(4), 9723-9762. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i4.7658
- Westreicher, G. (20 de Marzo de 2018). *Entidad de crédito*. Economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/entidad-de-credito.html>
- Westreicher, G. (1 de Mayo de 2022). *5 C's del crédito*. Economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/5-cs-del-credito.html>
- Yáñez, J. (2016). *“El proceso de créditos y la liquidez en las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Segmento Cuatro del cantón Latacunga*. Tesis de pregrado, Universidad Técnica de Ambato, Facultad de Contabilidad y Auditoria , Ambato.
- Zapata, C. (2021). Estimación del riesgo de crédito en proyectos de infraestructura mediante modelos estructurales. *Contaduría y Administración*, 66(1), 1-24. <https://doi.org/10.22201/fca.24488410e.2020.2510>