

UNIVERSIDAD NACIONAL DANIEL ALCIDES CARRIÓN
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y CONTABLES
ESCUELA DE FORMACIÓN PROFESIONAL DE CONTABILIDAD



T E S I S

**Relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo
crediticio en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025**

**Para optar el título profesional de
Contador Público**

Autor:

Bach Zoraida Blanca OSORIO RIVERA

Asesor:

Dr. Ladislao ESPINOZA GUADALUPE

Cerro de Pasco – Perú - 2026

UNIVERSIDAD NACIONAL DANIEL ALCIDES CARRIÓN
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y CONTABLES
ESCUELA DE FORMACIÓN PROFESIONAL DE CONTABILIDAD



T E S I S

**Relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo
crediticio en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025**

Sustentada y aprobada ante los miembros del jurado:

Dr. León ALCÁNTARA NAVARRO
PRESIDENTE

Dr. Guido Amadeo BLANCO SALCEDO
MIEMBRO

Dra. Inés VIZA PUCLLAS
MIEMBRO



Universidad Nacional Daniel Alcides Carrion
Facultad de Ciencias Económicas y Contables
Unidad de Investigación

INFORME DE ORIGINALIDAD N° 5-2026-UNDAC-UI-FACEC

La Unidad de Investigación de la Facultad de Ciencias Económica y Contables de la Universidad Nacional Daniel Alcides Carrion ha realizado el análisis con el software antiplagio Turnitin Similarity, que a continuación se detalla:

Presentado por
OSORIO RIVERA ZORAIDA BLANCA

Escuela Profesional
Contabilidad

Tipo de trabajo
Tesis

Titulado
Relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

Asesor:
Dr. Ladislao ESPINOZA GUADALUPE

Indice de similitud
26%

Calificativo
APROBADO

Se adjunta al presente el reporte de evaluación del software antiplagio

Cerro de Pasco, 04 de mayo del 2026



Firmado digitalmente por PAREDES
HUERE Marino Teofilo FAU
20154605046 soft
Motivo: Soy el autor del documento
Fecha: 04.05.2026 18:52:39 -05:00

Documento firmado por
MARINO TEOFILLO PAREDES HUERE
Jefe
Unidad de Investigación
Ciencias Económicas y Contables

9821208028-1

DEDICATORIA

A mis padres, cuyo amor incondicional, esfuerzo constante y ejemplo de vida han constituido el pilar fundamental de mi formación humana y profesional, dedico este logro académico. Su acompañamiento permanente, su fe inquebrantable en mis capacidades y las enseñanzas transmitidas con paciencia, sacrificio y sabiduría han marcado de manera decisiva cada etapa de mi vida.

Este trabajo es reflejo de los valores que con dedicación me inculcaron: la responsabilidad, la perseverancia y el compromiso con la superación personal. Cada avance alcanzado en este camino académico lleva implícito su apoyo silencioso, su aliento oportuno y su fortaleza incondicional, los cuales han sido mi mayor motivación para seguir adelante y culminar con éxito este propósito profesional.

AGRADECIMIENTO

Expreso mi más alto reconocimiento y profundo agradecimiento a la Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión (UNDAC), institución emblemática de la educación superior, por la sólida formación académica recibida durante los estudios de pregrado, la cual contribuyó de manera significativa al fortalecimiento de mis competencias profesionales, investigativas y éticas.

Asimismo, manifiesto mi especial gratitud a los docentes de la Escuela Profesional de Contabilidad, quienes, gracias a su destacada trayectoria académica, rigurosidad científica y permanente compromiso con la excelencia, orientaron y enriquecieron el proceso formativo, promoviendo el desarrollo del pensamiento crítico y el rigor metodológico que sustentan el presente trabajo de investigación.

RESUMEN

La inteligencia artificial se ha consolidado como una herramienta estratégica en el sector financiero, especialmente en los procesos de evaluación del riesgo crediticio, al permitir análisis más objetivos, eficientes y precisos. Sin embargo, en contextos regionales como la provincia de Pasco, aún se evidencia un uso heterogéneo de estas tecnologías, lo que plantea la necesidad de analizar su relación con la calidad de la evaluación del riesgo crediticio en los bancos privados.

El objetivo general de la investigación fue determinar la relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en los bancos privados de la provincia de Pasco, durante el año 2025. El estudio se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con diseño no experimental, correlacional y de corte transversal. La población estuvo conformada por 60 trabajadores de las áreas de crédito y cobranza de entidades bancarias privadas, seleccionados mediante muestreo probabilístico. La técnica empleada fue la encuesta, utilizándose como instrumento un cuestionario estructurado con escala tipo Likert, validado por juicio de expertos y con adecuada confiabilidad.

Para el análisis inferencial se aplicó la prueba de normalidad de Kolmogorov–Smirnov, la cual evidenció una distribución no normal de los datos, justificando el uso de estadística no paramétrica. En consecuencia, se empleó el coeficiente de correlación Rho de Spearman. Los resultados mostraron una correlación positiva, estadísticamente significativa y de alta intensidad entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio ($\rho = 0.864$; $p < 0.05$). Asimismo, se identificaron relaciones positivas y significativas entre las dimensiones analizadas, destacando la relación entre la predicción del riesgo y la capacidad de pago ($\rho = 0.994$; $p < 0.05$), así como entre la toma de decisiones y la clasificación del riesgo crediticio ($\rho = 0.944$; $p < 0.05$).

Se concluye que un mayor nivel de implementación de inteligencia artificial se asocia directamente con una evaluación del riesgo crediticio más eficiente, precisa y consistente, lo que evidencia su relevancia para el fortalecimiento de la gestión del riesgo en la banca privada de la provincia de Pasco.

Palabras clave: inteligencia artificial; riesgo crediticio; evaluación crediticia; banca privada.

ABSTRACT

Artificial intelligence has established itself as a strategic tool in the financial sector, especially in credit risk assessment processes, by enabling more objective, efficient, and accurate analysis. However, in regional contexts such as the province of Pasco, there is still evidence of heterogeneous use of these technologies, which raises the need to analyze their relationship with the quality of credit risk assessment in private banks.

The overall objective of the research was to determine the relationship between the use of artificial intelligence and credit risk assessment in private banks in the province of Pasco during 2025. The study was conducted using a quantitative approach, with a non-experimental, correlational, and cross-sectional design. The population consisted of 60 employees from the credit and collection departments of private banks, selected through probabilistic sampling. The technique used was a survey, employing a structured questionnaire with a Likert scale, validated by expert judgment and with adequate reliability. For the inferential analysis, the Kolmogorov–Smirnov normality test was applied, which revealed a non-normal distribution of the data, justifying the use of non-parametric statistics. Consequently, Spearman's Rho correlation coefficient was used. The results showed a positive, statistically significant, and high-intensity correlation between the use of artificial intelligence and credit risk assessment ($\rho = 0.864$; $p < 0.05$). Likewise, positive and significant relationships were identified between the dimensions analyzed, highlighting the relationship between risk prediction and payment capacity ($\rho = 0.994$; $p < 0.05$), as well as between decision-making and credit risk classification ($\rho = 0.944$; $p < 0.05$).

It is concluded that a higher level of artificial intelligence implementation is directly associated with a more efficient, accurate, and consistent credit risk assessment, which demonstrates its relevance for strengthening risk management in private banking in the province of Pasco.

Keywords: artificial intelligence; credit risk; credit assessment; private banking

INTRODUCCIÓN

Señores miembros del jurado calificador:

Según el Reglamento de Grados y Títulos de la UNDAC, sometemos a vuestro elevado criterio la tesis intitulada: **“Relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.** Con la finalidad de optar el título profesional de Contador Público.

La transformación digital ha generado cambios sustanciales en los sistemas financieros a nivel global, impulsando la incorporación de tecnologías avanzadas orientadas a mejorar la eficiencia, precisión y sostenibilidad de los procesos bancarios. En este contexto, la inteligencia artificial se ha consolidado como una herramienta estratégica para el análisis de grandes volúmenes de información, permitiendo a las entidades financieras optimizar la toma de decisiones, particularmente en ámbitos críticos como la evaluación del riesgo crediticio. A nivel internacional, diversos bancos han incorporado algoritmos de aprendizaje automático y modelos predictivos con el propósito de reducir la morosidad, mejorar la segmentación de clientes y fortalecer la gestión del riesgo financiero.

En el ámbito nacional, el sistema financiero peruano ha iniciado un proceso gradual de adopción de inteligencia artificial, principalmente en la banca privada de mayor escala. No obstante, dicho proceso presenta un desarrollo desigual, evidenciándose una dependencia persistente de modelos tradicionales de evaluación crediticia, los cuales muestran limitaciones para analizar perfiles crediticios no convencionales, especialmente en contextos caracterizados por altos niveles de informalidad económica. Esta situación plantea desafíos relevantes para la eficiencia del otorgamiento de créditos y para la inclusión financiera en regiones fuera de los principales centros económicos del país.

A nivel regional, en la provincia de Pasco, se observa una limitada incorporación de tecnologías basadas en inteligencia artificial en los procesos de evaluación del riesgo

crediticio de los bancos privados. Si bien estas entidades cuentan con presencia institucional en la zona, sus prácticas crediticias continúan sustentándose mayoritariamente en metodologías convencionales, lo que restringe el acceso al financiamiento de sectores productivos locales y de personas con historial crediticio insuficiente o atípico. Esta problemática evidencia la necesidad de analizar de manera sistemática la relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en dicho contexto territorial.

En este marco, la presente investigación se justifica por su relevancia teórica, al contribuir al fortalecimiento del conocimiento científico sobre la aplicación de la inteligencia artificial en la gestión del riesgo crediticio; por su relevancia práctica, al generar evidencia empírica útil para la mejora de los procesos crediticios en la banca privada; y por su relevancia social e institucional, al aportar insumos que favorezcan un sistema financiero más eficiente e inclusivo en la provincia de Pasco. Asimismo, la pertinencia del estudio se sustenta en el periodo analizado, correspondiente al año 2025, caracterizado por un incremento sostenido en los procesos de digitalización financiera.

El objetivo general de la investigación es **establecer la relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en bancos privados de la provincia de Pasco, durante el año 2025**. Para ello, el estudio se desarrolló bajo un **enfoque cuantitativo**, con un **diseño no experimental, de tipo correlacional y de corte transversal**, considerando como contexto institucional a los bancos privados que operan en la provincia de Pasco y como unidad de análisis a los trabajadores de las áreas de crédito y cobranza.

La tesis se estructura en cuatro capítulos. El **Capítulo I** aborda el problema de investigación, incluyendo la formulación del problema, los objetivos, la justificación y las limitaciones del estudio. El **Capítulo II** desarrolla el marco teórico, integrando antecedentes de investigación, bases teóricas y definición de términos. El **Capítulo III** presenta la metodología y técnicas de investigación, detallando el enfoque, diseño, población, muestra,

técnicas e instrumentos utilizados. Finalmente, el **Capítulo IV** expone los resultados obtenidos, el contraste de hipótesis y la discusión de los hallazgos, seguidos de las conclusiones, recomendaciones y anexos correspondientes

ÍNDICE

Página

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTO

RESUMEN

ABSTRACT

INTRODUCCIÓN

ÍNDICE

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE GRÁFICOS

CAPÍTULO I

PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1.	Identificación y determinación del problema.....	1
1.2.	Delimitación de la investigación.....	3
1.3.	Formulación del problema	3
1.3.1.	Problema general.....	3
1.3.2.	Problemas específicos	4
1.4.	Formulación de objetivos.....	4
1.4.1.	Objetivo general	4
1.4.2.	Objetivos específicos.....	4
1.5.	Justificación de la investigación	4
1.6.	Limitaciones de la investigación.....	7

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1.	Antecedentes de estudio	8
------	-------------------------------	---

2.2.	Bases teóricas – científicas.....	11
2.2.1.	Uso de la inteligencia artificial.....	11
2.2.2.	Evaluación del riesgo crediticio	13
2.3.	Definición de términos básicos	14
2.4.	Formulación de hipótesis	16
2.4.1.	Hipótesis general	16
2.4.2.	Hipótesis específicas	16
2.5.	Identificación de variables	17
2.6.	Definición operacional de variables e indicadores.....	18

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA Y TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN

3.1.	Tipo de investigación	19
3.2.	Nivel de investigación.....	19
3.3.	Métodos de investigación.....	20
3.4.	Diseño de investigación	20
3.5.	Población y muestra	21
3.5.1.	Población.....	21
3.5.2.	Muestra.....	22
3.6.	Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	24
3.7.	Selección, validación y confiabilidad de los instrumentos de investigación	25
3.8.	Técnicas de procesamiento y análisis de datos	25
3.9.	Tratamiento estadístico	26
3.10.	Orientación ética filosófica y epistémica	27

CAPITULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1.	Descripción del trabajo de campo	28
4.2.	Presentación, análisis e interpretación de resultados	29
4.3.	Prueba de hipótesis.....	47
4.3.1.	Prueba de normalidad o bondad de ajuste	47
4.3.2.	Primera hipótesis	48
4.3.3.	Segunda hipótesis	50
4.3.4.	Tercera hipótesis	51
4.4.	Discusión de resultados.....	52

CONCLUSIONES

RECOMENDACIONES

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANEXOS

ÍNDICE DE TABLAS

	Página
Tabla 1. Identificación de variables	17
Tabla 2. Matriz de operacionalización de variables.....	18
Tabla 3. Población y muestra: Banca Privada en la provincia de Pasco – Departamento de Pasco.	24
Tabla 4. Matriz de consistencia en la construcción de instrumentos de investigación.....	25
Tabla 5. Coeficientes de correlación.....	26
Tabla 6. Cuestionario pregunta: 01 - V.I.	30
Tabla 7 Cuestionario pregunta: 02 - V.I.	30
Tabla 8. Cuestionario pregunta: 03 - V.I.	31
Tabla 9. Cuestionario pregunta: 04 - V.I.	32
Tabla 10 Cuestionario pregunta: 05 - V.I.	33
Tabla 11. Cuestionario pregunta: 06 - V.I.	34
Tabla 12 Cuestionario pregunta: 07 V.I.....	35
Tabla 13. Cuestionario pregunta: 08 - V.I.	36
Tabla 14. Cuestionario pregunta: 09 - V.I.	37
Tabla 15 Cuestionario pregunta: 01- V.D.....	38
Tabla 16 Cuestionario pregunta: 02 - V.D.....	39
Tabla 17. Cuestionario pregunta: 03 - V.D.....	40
Tabla 18. Cuestionario pregunta: 04 - V.D.....	41
Tabla 19. Cuestionario pregunta: 05 - V.D.....	42
Tabla 20 Cuestionario pregunta: 06 - V.D.....	43
Tabla 21. Cuestionario pregunta: 07 - V.D.....	44
Tabla 22. Cuestionario pregunta: 08 - V.D.....	45

Tabla 23. Cuestionario pregunta: 09 - V.D.....	46
Tabla 24. Pruebas de normalidad.....	47
Tabla 25 Coeficiente de Rho de Spearman: Hipótesis específico 1	49
Tabla 26. Coeficiente de Rho de Spearman: Hipótesis específico 2	50
Tabla 27. Coeficiente de Rho de Spearman: Hipótesis específico 3	51

ÍNDICE DE GRÁFICOS

	Página
Gráfico 1. Cuestionario pregunta: 01 - V.I.	29
Gráfico 2. Cuestionario pregunta: 02 - V.I.	30
Gráfico 3. Cuestionario pregunta: 03 - V.I.	31
Gráfico 4. Cuestionario pregunta: 04 - V.I.	32
Gráfico 5. Cuestionario pregunta: 05 - V.I.	33
Gráfico 6. Cuestionario pregunta: 06 - V.I.	34
Gráfico 7. Cuestionario pregunta: 07 - V.I.	35
Gráfico 8. Cuestionario pregunta: 08 - V.I.	36
Gráfico 9. Cuestionario pregunta: 09 - V.I.	37
Gráfico 10. Cuestionario pregunta: 01 – V.D.	38
Gráfico 11. Cuestionario pregunta: 02 - V.D.	39
Gráfico 12. Cuestionario pregunta: 03 - V.D.	40
Gráfico 13. Cuestionario pregunta: 04 - V.D.	41
Gráfico 14. Cuestionario pregunta: 05 - V.D.	42
Gráfico 15. Cuestionario pregunta: 06 - V.D.	43
Gráfico 16. Cuestionario pregunta: 07 - V.D.	44
Gráfico 17. Cuestionario pregunta: 08 - V.D.	45
Gráfico 18. Cuestionario pregunta: 09 - V.D.	46

CAPÍTULO I

PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. Identificación y determinación del problema

Contexto internacional:

En el contexto global, la inteligencia artificial (IA) se ha convertido en una herramienta clave para transformar los procesos financieros, especialmente en lo relacionado con la gestión del riesgo crediticio. Instituciones bancarias de países desarrollados han adoptado algoritmos de aprendizaje automático para predecir el comportamiento crediticio de los clientes con mayor precisión que los modelos tradicionales, reduciendo la morosidad y mejorando la eficiencia operativa (Restrepo & García, 2021).

Además, organismos internacionales como el Banco Mundial destacan la importancia de la IA para cerrar brechas de inclusión financiera, al permitir que clientes con escaso historial crediticio accedan a productos financieros mediante análisis alternativos de datos (World Bank, 2020).

Sin embargo, este avance no es homogéneo en todos los países, lo que genera desigualdades en la calidad de las evaluaciones crediticias y en el acceso al

financiamiento. El reto radica en la necesidad de adaptar estas tecnologías a los distintos contextos normativos y socioeconómicos, especialmente en regiones con limitada infraestructura tecnológica (Marr, 2022).

Contexto nacional:

En Perú, el uso de la inteligencia artificial en el sistema financiero todavía se encuentra en una fase de implementación desigual, mayormente impulsada por la banca privada de gran escala, mientras que las entidades financieras pequeñas y medianas enfrentan barreras para adoptar estas tecnologías. Según la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS), si bien algunos bancos han comenzado a integrar modelos de scoring crediticio basados en big data e IA, el uso aún es incipiente en comparación con los estándares internacionales (Superintendencia de Banca, 2022).

Por otro lado, estudios recientes revelan que la banca tradicional en el Perú sigue dependiendo en gran medida de modelos estadísticos convencionales, los cuales presentan limitaciones al analizar perfiles crediticios no tradicionales o informales, lo que restringe el acceso al crédito formal (Valdivia & Vásquez, 2023a). En consecuencia, existe un amplio margen de mejora en la aplicación de la inteligencia artificial para optimizar los procesos de evaluación del riesgo, especialmente en un país con alta informalidad económica y diversidad de perfiles crediticios.

Contexto regional y local:

En el departamento de Pasco, y particularmente en la capital de la provincial, se observa una limitada penetración de tecnologías avanzadas como la inteligencia artificial en las prácticas bancarias. Aunque existen sucursales de entidades financieras privadas, estas operan mayormente con modelos tradicionales de evaluación crediticia, lo que dificulta el acceso al crédito de poblaciones con historial

financiero escaso o informalidad laboral (Instituto Nacional de Estadística e Informática, 2023).

Esta situación se agrava por factores estructurales como la baja digitalización, la escasa infraestructura tecnológica y el limitado conocimiento de herramientas digitales por parte de la población y algunas entidades financieras locales (Huamán & Ríos, 2022).

De acuerdo con el Ministerio de Producción, más del 70% de las micro y pequeñas empresas en Pasco no accede a financiamiento formal debido a criterios de evaluación que no consideran información alternativa, algo que sí permitiría la inteligencia artificial (Ministerio de la Producción, 2021). Esta problemática pone en evidencia la necesidad de estudiar la relación entre el uso de IA y la evaluación del riesgo crediticio en bancos privados, con miras a promover un sistema financiero más eficiente, inclusivo y contextualizado en realidades regionales como la de Pasco.

1.2. Delimitación de la investigación

Dimensión social. Sesenta (60) trabajadores de las áreas de créditos y cobranza de cuatro (04) entidades bancarias privadas de la Provincia de Pasco.

Dimensión espacial. Provincia de Pasco.

Dimensión temporal. Año 2025.

Dimensión conceptual. Variable independiente: Uso de la inteligencia artificial. Variable dependiente: Evaluación del riesgo crediticio.

1.3. Formulación del problema

1.3.1. Problema general

¿Cuál es la relación entre el **uso de la inteligencia artificial** y la **evaluación del riesgo crediticio** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025?

1.3.2. Problemas específicos

- a. ¿Cuál es la relación entre la **automatización de procesos** y la **identificación del solicitante** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025?
- b. ¿Cuál es la relación entre la **predicción del riesgo** y el **análisis de capacidad de pago** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025?
- c. ¿Cuál es la relación entre la **toma de decisiones** y la **clasificación del riesgo** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025?

1.4. Formulación de objetivos

1.4.1. Objetivo general

Establecer la relación entre el **uso de la inteligencia artificial** y la **evaluación del riesgo crediticio** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

1.4.2. Objetivos específicos

- a. Establecer la relación entre la **automatización de procesos** y la **identificación del solicitante** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.
- b. Establecer la relación entre la **predicción del riesgo** y el **análisis de capacidad de pago** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.
- c. Establecer la relación entre la **toma de decisiones** y la **clasificación del riesgo** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

1.5. Justificación de la investigación

El estudio de la relación entre el uso de la inteligencia artificial (IA) y la evaluación del riesgo crediticio reviste gran importancia en la actualidad, dada la transformación digital que vive el sector financiero. La IA no solo está revolucionando los métodos de análisis crediticio, sino que también se ha convertido

en una herramienta clave para mejorar la precisión, reducir riesgos y expandir el acceso al crédito a sectores no bancarizados (OECD, 2021).

En este contexto, analizar su aplicación en regiones como Pasco es vital para entender cómo estas tecnologías pueden contribuir a cerrar brechas financieras, especialmente en poblaciones que tradicionalmente han enfrentado exclusión del sistema bancario formal (World Bank, 2020). La investigación cobra mayor relevancia en 2025, un año en el que los procesos de automatización y digitalización financiera se han intensificado, impulsando la necesidad de evidencia empírica que respalde su efectividad en contextos locales.

Justificación teórica: La variable independiente, uso de la inteligencia artificial, se sustenta principalmente en la **teoría de los sistemas inteligentes adaptativos**, que sostiene que las máquinas pueden aprender y adaptarse mediante la retroalimentación de datos, mejorando progresivamente su desempeño en tareas específicas, como el análisis de riesgo (Russell & Norvig, 2021a).

Asimismo, la IA aplicada en finanzas se basa en la **teoría del aprendizaje automático supervisado**, que permite generar modelos predictivos robustos a partir de datos históricos para tomar decisiones crediticias más precisas (Goodfellow et al., 2016a).

Por otro lado, la variable dependiente, evaluación del riesgo crediticio, se apoya en la **teoría de la asimetría de la información**, la cual plantea que los prestatarios siempre poseen más información sobre su capacidad de pago que los prestamistas, generando riesgo moral y selección adversa (Akerlof, 1970).

La IA, al reducir esta asimetría mediante el análisis de grandes volúmenes de datos, puede optimizar la evaluación crediticia (Jagtiani & Lemieux, 2019a).

Justificación metodológica: Metodológicamente, la presente investigación es de nivel correlacional porque busca establecer la relación entre dos variables sin manipularlas, cumpliendo así un enfoque cuantitativo basado en la medición objetiva de datos (Hernández et al., 2021).

Se adopta un diseño no experimental de tipo transversal o transeccional, ya que los datos fueron recolectados en un solo momento del tiempo durante el año 2025. La técnica utilizada fue la encuesta y el instrumento de recolección fue un cuestionario estructurado, diseñado con ítems de escala tipo Likert.

Para garantizar la validez y confiabilidad del instrumento, se aplicó el coeficiente alfa de Cronbach, obteniendo un valor superior a 0.80, lo que indica una alta consistencia interna según los criterios metodológicos establecidos (Oviedo & Campo-Arias, 2005).

Justificación empírica: La presente investigación tiene una utilidad empírica significativa, ya que proporciona evidencia concreta sobre el impacto del uso de IA en procesos crediticios en un contexto local específico como la provincia de Pasco. Esto permitirá a los bancos privados contar con información contextualizada para mejorar sus sistemas de evaluación de riesgo, incorporando herramientas de IA que no solo optimicen sus procesos, sino que también amplíen el acceso al crédito en zonas menos favorecidas (Valdivia & Vásquez, 2023a).

Asimismo, los resultados servirán como base para futuras investigaciones y para la formulación de políticas públicas orientadas a la inclusión financiera mediante el uso de tecnologías emergentes, respondiendo así a los desafíos actuales del sistema financiero peruano (Superintendencia de Banca, 2022)..

1.6. Limitaciones de la investigación

Las limitaciones vienen a constituirse en factores externos al equipo de investigadores que se convierten en obstáculos que eventualmente pudieran presentarse durante el desarrollo del estudio y que escapan al control del investigador mismo; dicho de otro modo, un factor limitante en una investigación es todo aquel capaz de influir en la calidad del estudio (Moreno, 2013, p. 5).

Durante el proceso de recolección de datos, se presentaron dificultades vinculadas a la disposición de algunos trabajadores para participar en la aplicación del cuestionario, lo que obligó a efectuar reiterados esfuerzos de sensibilización y seguimiento con el propósito de asegurar su participación.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes de estudio

Este estudio revisó una serie de tesis y artículos de investigación relacionados con las variables de investigación.

Antecedentes internacionales:

Nguyen & Nguyen (2020), en su artículo titulado “*Artificial Intelligence Applications in Credit Risk Evaluation: A Comparative Study of Machine Learning Models*”, publicado en el *Journal of Finance and Data Science*, analizaron distintos modelos de inteligencia artificial aplicados a la evaluación de riesgo crediticio en bancos comerciales asiáticos. Concluyeron que los modelos de IA, como random forest y redes neuronales, superan consistentemente a los métodos tradicionales en términos de precisión y capacidad predictiva, mejorando la identificación de clientes riesgosos. Esto evidenció una fuerte relación positiva entre el uso de la inteligencia artificial y la calidad en la evaluación del riesgo crediticio.

Zhang et al. (2021), en su artículo “*AI-Driven Credit Scoring: Enhancing Risk Assessment through Big Data Analytics*” publicado en el *International Journal*

of Financial Studies, destacaron que la incorporación de IA con analítica de big data permite a los bancos optimizar los procesos de scoring crediticio, especialmente en economías emergentes. Su estudio encontró que los algoritmos de IA incrementan la precisión en la predicción de impagos y mejoran la segmentación de riesgos, lo que evidencia la efectividad de la IA en la evaluación del riesgo crediticio.

Alonso & Romero (2019), en la investigación “*Artificial Intelligence in Banking: A Case Study on Credit Risk Assessment*”, publicada en la *European Journal of Artificial Intelligence Research*, analizaron cómo el uso de sistemas inteligentes en bancos europeos mejora el proceso de análisis crediticio. Determinaron que la IA no solo reduce los tiempos de análisis, sino que permite una segmentación más precisa del perfil de riesgo, lo cual mejora sustancialmente las decisiones de aprobación crediticia.

Antecedentes nacionales:

Castro (2022), en su tesis de maestría titulada “*Aplicación de inteligencia artificial en la evaluación de riesgo crediticio en instituciones financieras peruanas*”, sustentada en la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, investigó cómo el uso de IA impacta la gestión de riesgos en entidades financieras. La investigación concluyó que los bancos que integran sistemas de IA reducen significativamente los errores de evaluación y logran una mayor eficiencia en el otorgamiento de créditos.

Vega (2021), en su tesis “*Relación entre el uso de algoritmos inteligentes y la calidad de la evaluación crediticia en entidades bancarias de Lima*”, sustentada en la Universidad del Pacífico, encontró una correlación positiva entre el uso de inteligencia artificial y la precisión en la evaluación crediticia. Señala que los bancos que implementan algoritmos inteligentes obtienen mejores resultados en la clasificación de riesgo, especialmente en clientes sin historial crediticio tradicional.

Ramos & Rojas (2023), en su artículo “*Efectividad de los sistemas de IA en la evaluación del riesgo financiero en bancos peruanos*”, publicado en la *Revista Peruana de Ciencia Financiera*, analizaron datos de cinco bancos privados del Perú. Concluyeron que el uso de IA permite anticipar con mayor precisión el riesgo de impago, favoreciendo decisiones más sostenibles y personalizadas de crédito.

Antecedentes regionales o locales:

Huamán & Cárdenas (2023), en su tesis “*Uso de inteligencia artificial y riesgo crediticio en cajas municipales de la región Pasco*”, sustentada en la Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión, evaluaron la incipiente implementación de sistemas IA en instituciones financieras locales. Concluyeron que, aunque las herramientas aplicadas son básicas, la IA ya está permitiendo identificar con mayor precisión los niveles de riesgo crediticio en zonas rurales.

Gonzales (2022), en su tesis “*Evaluación del riesgo crediticio mediante inteligencia artificial en MYPES de Pasco*”, sustentada en la Universidad Continental demostró que la IA mejora la identificación de patrones de comportamiento financiero en microempresas. Su estudio señala que los sistemas inteligentes ayudan a predecir con mayor fiabilidad la capacidad de pago de las MYPES.

Sánchez & Morales (2021), en su artículo “*Aplicación de algoritmos inteligentes en el análisis crediticio de instituciones financieras en Cerro de Pasco*”, publicado en la *Revista de Investigación Andina*, concluyen que el uso de IA ha permitido una mejor identificación de perfiles de riesgo entre clientes informales y sub-bancarizados, mejorando así la eficacia en la evaluación del riesgo crediticio.

2.2. Bases teóricas – científicas

2.2.1. Uso de la inteligencia artificial

La expresión 'inteligencia artificial' proviene del latín 'intelligentia', que significa entender o discernir, y del término 'artificial', derivado de 'artificium', que hace referencia a algo hecho por el ser humano. En conjunto, el término denota la capacidad de las máquinas para imitar funciones cognitivas humanas como el aprendizaje, la toma de decisiones y la resolución de problemas. La inteligencia artificial, como campo multidisciplinario, combina informática, matemática y estadística para automatizar procesos que requieren razonamiento complejo (Russell & Norvig, 2021).

La inteligencia artificial es el estudio de agentes que perciben su entorno y toman acciones para maximizar sus posibilidades de éxito, integrando razonamiento y aprendizaje automático (Russell & Norvig, 2021).

Los sistemas de IA modernos se basan en redes neuronales profundas, capaces de aprender de grandes volúmenes de datos para tomar decisiones autónomas (Goodfellow et al., 2016).

La IA permite la automatización de tareas cognitivas, como el análisis y la clasificación de información, lo cual la convierte en una herramienta poderosa en entornos financieros (Poole et al., 2010).

Los algoritmos de aprendizaje automático, es una subdisciplina de la IA, permiten a los sistemas mejorar su desempeño con la experiencia sin ser programados explícitamente (Domingos, 2015).

El impacto de la IA en sectores económicos es importante, destacando su potencial para transformar la banca mediante la automatización de procesos crediticios y de atención al cliente (Chui et al., 2016).

La IA representa una nueva era de automatización inteligente que permite incrementar la productividad y optimizar decisiones financieras en tiempo real (Brynjolfsson & McAfee, 2017).

Los modelos de IA superan a los tradicionales en la evaluación crediticia, ya que integran más variables y fuentes de información para reducir el riesgo (Jagtiani & Lemieux, 2019).

Las aplicaciones de IA se utilizan en tareas de automatización de procesos, obtención de información y análisis cognitivo, útiles para la gestión del riesgo financiero (Davenport & Ronanki, 2018).

El concepto de IA consiste en un sistema capaz de interpretar datos, aprender de ellos y aplicar ese aprendizaje para lograr objetivos específicos (Kaplan & Haenlein, 2019).

La IA en finanzas permite a las instituciones tomar decisiones más informadas y basadas en patrones de comportamiento del cliente (Marr, 2020).

La IA permite mejorar la eficiencia operativa en instituciones financieras, mediante modelos predictivos y análisis de comportamiento de clientes (Bachouch et al., 2021).

Las técnicas de IA en scoring crediticio aplicado a empresas financieras, demuestran que mejoran la predicción de impago respecto a modelos tradicionales (Chen et al., 2019).

La IA no reemplaza al analista humano, sino que complementa sus decisiones, ofreciendo datos más precisos y reducción del error humano (Ghosh, 2018).

La IA redefine el rol de la analítica financiera al permitir predicciones en tiempo real, fundamentales para la gestión del crédito (Dwivedi et al., 2021).

Es importante reflexionar sobre el futuro de la IA, resaltando sus implicancias éticas y de control en sistemas de toma de decisiones financieras autónomas (Bostrom, 2014).

2.2.2. Evaluación del riesgo crediticio

El término 'riesgo' deriva del italiano 'risco', que implica la posibilidad de daño o pérdida, mientras que 'crédito' proviene del latín 'creditum', que significa confianza. La 'evaluación del riesgo crediticio' alude al proceso mediante el cual se analiza la probabilidad de que un solicitante de crédito incumpla sus obligaciones financieras. Este proceso combina herramientas cuantitativas y cualitativas para clasificar el nivel de riesgo, y es esencial para la toma de decisiones en instituciones financieras (Saunders & Allen, 2020).

La evaluación del riesgo crediticio implica medir la exposición al incumplimiento de pago por parte del prestatario, usando modelos estadísticos y métricas financieras (Saunders & Allen, 2020).

El modelo Z-Score es una herramienta para predecir quiebras empresariales, marcando un hito en la evaluación objetiva del riesgo crediticio (Altman, 1968).

La evaluación del riesgo es el núcleo del crédito bancario, y que debe considerar tanto factores financieros como cualitativos (Bessis, 2015).

La regulación financiera exige metodologías robustas de evaluación de riesgo crediticio como parte de los requerimientos de capital (Resti & Sironi, 2007).

Los modelos de scoring permiten traducir el perfil del cliente en una puntuación que estima su probabilidad de incumplimiento (Crouhy et al., 2014).

Los estándares globales para la gestión del riesgo crediticio deben realizarse en el marco de Basilea II y III, exigiendo validación y seguimiento continuo (Basel Committee on Banking Supervision, 2011).

Las técnicas de scoring que combinan datos históricos, modelos logísticos y análisis discriminante, predicen el comportamiento crediticio (Thomas et al., 2002).

La exactitud en la predicción del riesgo mejora con la integración de fuentes de datos diversas y actualizadas (Zhou, 2019).

Una buena evaluación crediticia mejora la rentabilidad del banco y reduce las pérdidas esperadas (Mester, 1997).

Son importantes los factores macroeconómicos en la evaluación del riesgo, especialmente en ciclos financieros adversos (Jiménez & Saurina, 2006).

En las prácticas de evaluación de riesgo en países emergentes, la precisión depende de la infraestructura de datos y modelos analíticos (Blanco et al., 2019).

En el contexto peruano, resaltan que los modelos tradicionales aún son ampliamente usados, pero carecen de adaptabilidad frente a clientes informales (Valdivia & Vásquez, 2023).

Los factores socioeconómicos del prestamista solicitante influyen significativamente en la probabilidad de incumplimiento (Crook et al., 2007).

La evaluación del riesgo se apoya también en el juicio profesional, especialmente cuando los datos financieros no son completos o actualizados (Wahlen et al., 2018).

Los avances tecnológicos deben ser incorporados en los sistemas tradicionales de análisis del prestamista para mejorar su efectividad (Allen et al., 2020).

2.3. Definición de términos básicos

Análisis de capacidad de pago. El análisis de capacidad de pago consiste en la evaluación de los ingresos, egresos y estabilidad financiera del solicitante de crédito, a fin de determinar su posibilidad real de cumplir con las obligaciones contraídas. Este análisis permite estimar el riesgo de incumplimiento considerando el

flujo de caja y otros factores personales o empresariales. Evaluar adecuadamente la capacidad de pago mejora la calidad del portafolio crediticio y reduce la morosidad (Mester, 1997).

Automatización de procesos. La automatización de procesos se refiere al uso de tecnologías, como algoritmos y sistemas inteligentes, para ejecutar tareas de forma automática sin intervención humana constante. La automatización como una de las formas más frecuentes de implementación de inteligencia artificial, enfocada en mejorar la eficiencia operativa al reducir errores, tiempos y costos (Davenport & Ronanki, 2018).

Clasificación de riesgos. La clasificación de riesgos es el proceso mediante el cual se agrupa a los solicitantes de crédito en categorías según su probabilidad de incumplimiento, utilizando escalas o modelos de puntuación. La clasificación permite asignar tasas de interés diferenciadas y tomar decisiones crediticias informadas con base en el perfil de riesgo (Thomas et al., 2002).

Identificación del solicitante. La identificación del solicitante es el proceso de verificación de la identidad y validación de antecedentes financieros y personales del cliente que solicita un crédito; este proceso es fundamental en entornos con alta informalidad financiera, ya que permite reducir fraudes y mejorar la confiabilidad del análisis crediticio (Blanco et al., 2019).

Predicción del riesgo. La predicción del riesgo se basa en el uso de modelos estadísticos o de inteligencia artificial que permiten estimar la probabilidad de que un cliente incumpla sus obligaciones crediticias. Los modelos predictivos basados en IA permiten anticipar mejor los incumplimientos, integrando múltiples fuentes de datos estructurados y no estructurados (Jagtiani & Lemieux, 2019).

Toma de decisiones. La toma de decisiones en contextos financieros implica seleccionar entre diversas alternativas con base en información cuantitativa y cualitativa para otorgar, denegar o ajustar condiciones de un crédito. En un sistema de IA, la toma de decisiones es el resultado de un agente que escoge acciones con base en percepciones del entorno y objetivos definidos (Russell & Norvig, 2021).

2.4. Formulación de hipótesis

2.4.1. Hipótesis general

Existe una relación significativa entre el **uso de la inteligencia artificial** y la **evaluación del riesgo crediticio** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

2.4.2. Hipótesis específicas

- a. Existe una relación significativa entre la **automatización de procesos** y la **identificación del solicitante** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.
- b. Existe una relación significativa entre la **predicción del riesgo** y el **análisis de capacidad de pago** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.
- c. Existe una relación significativa entre la **toma de decisiones** y la **clasificación del riesgo** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

2.5. Identificación de variables

Tabla 1. Identificación de variables

Tipo de variables	Variables (Rxy)
Variable independiente:	Uso de la inteligencia artificial.
Variable dependiente:	Evaluación del riesgo crediticio.

2.6. Definición operacional de variables e indicadores

Tabla 2. Matriz de operacionalización de variables

Variables	Definición operacional	Dimensiones	Indicadores	Instrumento	Ítems	Escala
X: Uso de la inteligencia artificial. (Variable independiente)	La inteligencia artificial se define como un sistema basado en máquinas que, para un conjunto determinado de objetivos definidos por humanos, puede realizar predicciones, recomendaciones o tomar decisiones que influyen en entornos reales o virtuales, utilizando procesos como el aprendizaje automático, el razonamiento y la adaptación a partir de datos. Esta definición enfatiza la capacidad de los sistemas de IA para simular funciones cognitivas humanas mediante algoritmos y modelos computacionales, permitiendo la automatización de tareas complejas y la mejora en la toma de decisiones organizacionales (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2019).	X1 Automatización de procesos.	- Nivel de automatización en evaluación crediticia. - Velocidad de análisis de datos crediticios. - Reducción de errores humanos.	Cuestionario	01	1 En desacuerdo
		X2 Predicción del riesgo.	- Precisión del modelo de scoring basado en IA. - Uso de datos no estructurados. - Actualización del algoritmo.		02 03	2 Indiferente 3 De acuerdo
		X3 Toma de decisiones.	- Participación de la IA en decisiones de aprobación crediticia. - Grado de autonomía del sistema IA. - Confianza del personal en los resultados de IA.		04 05 06	1 En desacuerdo 2 Indiferente 3 De acuerdo

Variables	Definición operacional	Dimensiones	Indicadores	Instrumento	Ítems	Escala
Y: Evaluación del riesgo crediticio. (Variable dependiente)	La evaluación del riesgo es un proceso sistemático mediante el cual una organización identifica, analiza y valora los riesgos potenciales que pueden afectar el logro de sus objetivos estratégicos, operativos, financieros y de cumplimiento. Este proceso permite priorizar los riesgos según su probabilidad e impacto, facilitando la adopción de respuestas adecuadas para su mitigación o aprovechamiento. (Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission, 2017).	Y1 Identificación del solicitante.	- Acceso a información personal y financiera. - Verificación de identidad y antecedentes. - Cobertura de historial crediticio.	Cuestionario	01	1 En desacuerdo
		Y2 Análisis de capacidad de pago.	- Relación deuda/ingreso. - Estabilidad laboral o del negocio del solicitante. - Ingreso promedio mensual.		02 03	2 Indiferente 3 De acuerdo
		Y3 Clasificación del riesgo.	- Segmentación por nivel de riesgo. - Probabilidad de incumplimiento de pago. - Asignación de tasas de interés según perfil de riesgo.		04 05 06	1 En desacuerdo 2 Indiferente 3 De acuerdo

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA Y TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN

3.1. Tipo de investigación

El tipo de investigación pertenece a la **ciencia aplicada**.

La investigación aplicada se define como un tipo de investigación que busca resolver problemas prácticos y específicos mediante la aplicación de teorías y métodos científicos (Murnan, 2004).

El interés de la **investigación aplicada** es práctico, pues sus resultados son utilizados inmediatamente en la solución de problemas de la realidad. La investigación aplicada normalmente identifica la situación problema y busca, dentro de las posibles soluciones, aquellas que pueda ser la más adecuada para el contexto específico (Vara, 2015, p. 235).

3.2. Nivel de investigación

El nivel de investigación es correlacional

Correlacional, estudio con este alcance: Tienen como propósito conocer la relación o grado de asociación que existe entre dos o más conceptos, variables,

categorías o fenómenos en un contexto en particular, permiten cierto grado de predicción (Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 105).

Los estudios correlacionales al evaluar el grado de asociación entre las variables, primero miden cada una de ellas (presuntamente relacionadas) y las describen y después cuantifican y analizan la vinculación. La utilidad principal de los estudios correlacionales es saber cómo se puede comportar un concepto o una variable al conocer el comportamiento de otras variables vinculadas. Las correlaciones pueden ser positivas (directamente proporcionales) o negativas (inversamente proporcionales) (Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 110).

3.3. Métodos de investigación

Respecto al método de investigación es **no experimental cuantitativa**.

La investigación no experimental en la ruta cuantitativa se realiza sin manipular deliberadamente variables. Es decir, se trata de estudios en los que no hacer variar en forma intencional las variables independientes para ver su efecto sobre otras variables. Lo que efectúas en la investigación no experimental es observar o medir fenómenos y variables tal como se dan en su contexto natural, para analizarlas (Roberto Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 174).

El significado original del término cuantitativo (del latín quantitas) se vincula a conteos numéricos y métodos matemáticos, actualmente, representa un conjunto de procesos organizado de manera secuencial para comprobar ciertas suposiciones (Niglas, 2010, citado por Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 5,6).

3.4. Diseño de investigación

El diseño de investigación es **transversal o transeccional**: Correlacional.

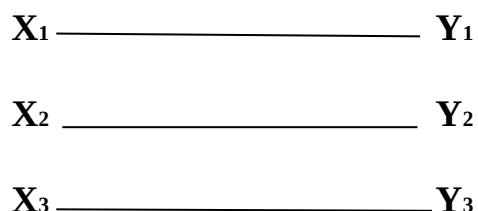
Los diseños transeccionales o transversales recolectan datos en un solo momento, en un tiempo único. Su propósito normalmente es: Describir variables en

un grupo de casos (muestra o poblacion), o bien, determinar cuál es el nivel o modalidad de las variables en un momento dato (Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 176, 177).

Estos diseños pueden tener un alcance exploratorio, descriptivo, correlacional o explicativo; y abarcar uno o más grupos o subgrupos de personas, objetos o indicadores; así como diferentes comunidades, situaciones o eventos (Roberto Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 177).

El diseño transversal correlacional o causal: Estos diseños son útiles para establecer relaciones entre dos o más categorías, conceptos o variables en un momento determinado; a veces, únicamente en términos correlacionales, otras en función de la relación causa-efecto (causales) (Roberto Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 178).

El esquema del diseño es el siguiente:



X: Variable independiente (causa)

Y: Variable dependiente (efecto)

3.5. Población y muestra

3.5.1. Población

Se llama población al conjunto de elementos que deben ser analizados, pero que debido a su extensión resulta difícil o imposible, por ello, se busca extraer una muestra que represente a la población; de modo que, al ser la muestra un número pequeño se puede trabajar fácilmente y los resultados serán inferidos a toda la

población como si se hubiera trabajado con todo, como si el estudio hubiera sido realizado con el conjunto completo de individuos (Sánchez, 2024, p. 270,271).

La población lo constituye sesenta (70) trabajadores de las áreas de crédito y cobranza de cuatro (04) entidades bancarias privadas de la provincia de Pasco, en el departamento de Pasco (Banco Central de Reserva del Perú, s. f.).

3.5.2. Muestra

En la ruta cuantitativa, una muestra es un subgrupo de la población o universo que te interesa, sobre la cual se recolectarán los datos pertinentes, y deberá ser representativa de dicha población (de manera probabilística, para que puedas generalizar los resultados encontrados en la muestra a la población) (Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 198).

El muestreo es un procedimiento mediante el cual, extraemos una parte de la población, con la finalidad de estudiarla y obtener conclusiones para extrapolarlas hacia la población de donde fue extraída la muestra. A este segundo procedimiento se le conoce como inferencia y será efectivo únicamente si hemos seleccionado una muestra representativa (Supo & Zacarías, 2024, p. 173).

El tipo de muestreo es probabilístico o aleatorio:

En la ruta cuantitativa existen dos tipos generales de estrategias de muestreo: probabilístico y no probabilístico. En las muestras probabilísticas todas las unidades, casos o elementos de la población tienen al inicio la misma posibilidad de ser escogidos para conformar la muestra y se obtienen definiendo las características de la población y el tamaño adecuado de la muestra, y por medio de una selección aleatoria de las unidades de muestreo (Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 200).

Se utilizó el muestreo **aleatorio simple**:

Para determinar la muestra de la investigación, se aplica la fórmula para población finita” (Vara, 2015, p. 294). Cuya fórmula es la siguiente:

$$n = \frac{p(1-p) \cdot Z^2 \cdot N}{E^2 \cdot (N-1) + p(1-p) Z^2}$$

Dónde:

n= Tamaño de muestra

Z= Margen de confiabilidad (95% de confiabilidad, Z = 1.96).

p= Proporción de éxito (50% = 0.5)

E= Máximo error permisible = 0.05 (5%)

N= Tamaño de la población.

En la muestra obtenida, utilizando un nivel de confianza del 95% y un error de estimación del 5% se obtuvo sesenta **(60)** trabajadores de las áreas de crédito y cobranza de cuatro (04) entidades bancarias privadas de la provincia de Pasco, en el departamento de Pasco.

Se utilizó el muestreo aleatorio simple o muestreo de simple azar. Una vez seleccionado el número de individuos que conforman la muestra, cada uno de los elementos serán extraídos aleatoriamente del grupo de la población y es aconsejable que aquellas que han sido seleccionados no regresan al grupo a efectos que no vuelvan a ser elegidos nuevamente, se puede utilizar la técnica del sorteo para la elección de cada individuo (Sánchez, 2024, p. 280).

*Tabla 3. Población y muestra: Banca Privada en la provincia de Pasco –
Departamento de Pasco.*

MUESTREO: TRABAJADORES DE LAS ÁREAS DE CRÉDITO Y COBRANZA - BANCA PRIVADA.

Tamaño de la población	70
Tamaño de la muestra	60 (Obtenida con la fórmula)
Número de estratos considerados	4
A fijación simple: elegir de cada estrato	15.0 sujetos

Número estrato	Identificación de estratos	Nº Sujetos en el estrato	Proporción	Muestra del estrato
1	BANCO DE CRÉDITO DEL PERÚ	18	25.71%	15
2	BBVA	25	35.71%	21
3	INTERBANK	14	20.00%	13
4	SCOTIABANK	13	18.57%	11
Total		70	100.00%	60

NOTA: Elaboración propia con datos: <https://www.bcrp.gob.pe/sitios-de-interes/entidades-financieras.html>

3.6. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Recolectar los datos significa aplicar uno o varios instrumentos de medición para recabar la información pertinente de las variables del estudio en la muestra o casos seleccionados (personas, grupos, organizaciones, procesos, eventos, etc.) (Roberto Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 226).

Toda medición o instrumento de recolección de datos cuantitativo debe reunir tres requisitos esenciales: confiabilidad, validez y objetividad. La confiabilidad o fiabilidad de un instrumento de medición se refiere al grado en que su aplicación repetida al mismo individuo, caso o muestra produce resultados iguales. La validez en términos generales se refiere al grado en que un instrumento mide con exactitud la variable que verdaderamente pretende medir. La objetividad es, en términos de la investigación cuantitativa, un estándar o ideal que se refiere a la medida en que mediante el proceso de indagación podemos captar los fenómenos tal cual son realmente) (Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 228, 229, 238).

Tabla 4. Matriz de consistencia en la construcción de instrumentos de investigación

No	Técnicas	Instrumento	Informantes	Aspectos por informar
01	Encuesta	Cuestionario	Sesenta (60) trabajadores de las áreas de crédito y cobranza de cuatro (04) entidades bancarias privadas de la provincia de Pasco.	Variables de estudio.

3.7. Selección, validación y confiabilidad de los instrumentos de investigación

Confiabilidad del instrumento mediante Alfa de Cronbach.

Realizando una probabilidad sobre la confiabilidad de Alfa Cronbach utilizando el estadístico SPSS, se obtuvo un **98,9% de confiabilidad**:

El coeficiente alfa de Cronbach como medida estadística es utilizado a fin de medir su validez interna y su fiabilidad del instrumento con múltiples elementos; este valor oscila entre -1 y 1, y se emplea comúnmente en instrumentos con opciones de respuesta que no son dicotómicas, teniendo varias opciones posibles (Sánchez et al., 2018, p. 16).

3.8. Técnicas de procesamiento y análisis de datos

El procesamiento de datos es un conjunto de cálculos de prueba de hipótesis, predicciones, relaciones, comparaciones, descripciones e inferencias que se pueden hacer con los datos para luego traducir e interpretar como información elaborada para la toma de decisiones por parte de los usuarios de la información, el procesamiento de los datos no solo puede ser del tipo estadístico, llegando a conclusiones útiles para la investigación (Sánchez, 2024, p. 293).

Estrategias o procedimientos de prueba de hipótesis

En el contexto del análisis estadístico inferencial lo que pretendes es generalizar a la población la hipótesis que probaste en tu muestra. Es decir, que la

hipótesis poblacional sea congruente con los resultados obtenidos en la muestra (Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 339).

Tabla 5. Coeficientes de correlación

RANGO DE COEFICIENTE	FUERZA DE CORRELACIÓN	DIRECCIÓN DE LA RELACIÓN
-1.00	Negativa perfecta	A mayor X, menor Y (proporcional constante)
-0.90	Negativa muy fuerte	Relación inversa de alta intensidad
-0.75	Negativa considerable	Relación inversa marcada
-0.50	Negativa media	Relación inversa moderada
-0.25	Negativa débil	Relación inversa de baja intensidad
-0.10	Negativa muy débil	Relación inversa mínima
0.00	Nula	No existe correlación entre las variables
0.10	Positiva muy débil	Relación directa mínima
0.25	Positiva débil	Relación directa de baja intensidad
0.50	Positiva media	Relación directa moderada
0.75	Positiva considerable	Relación directa marcada
0.90	Positiva muy fuerte	Relación directa de alta intensidad
1.00	Positiva perfecta	A mayor X, mayor Y (proporcional constante)

NOTA: (Hernández-Sampiere et al., 2017).

Nivel de significancia es la probabilidad de acertar o equivocarse al generalizar un resultado estadístico, de la muestra a la población y que fija de antemano el investigador. El nivel de significancia de 0.05, implica que el investigador tiene 95% de seguridad para generalizar sin equivocarse y solo 5% en contra. Si P es menor del valor 0.05 se confirma la hipótesis de estudio (H_i), por cuanto hay significancia; si P es mayor del valor 0.05 se rechaza la hipótesis de estudio (H_i) y se acepta la hipótesis nula (H_o) (Roberto Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 341,342).

3.9. Tratamiento estadístico

Para el tratamiento estadístico previamente se realizó la prueba de normalidad de Kolmogorov Smirnov y Shapiro Wilk, a fin de determinar si los datos tienen una distribución normal o no tienen una distribución normal (Montañez, 2022).

Existen diversas **pruebas paramétricas**, pero las más utilizadas son: Coeficiente de correlación de Pearson y regresión lineal (planteamiento e hipótesis correlacionales y causales). Análisis **no paramétricos**: datos nominales y ordinales; aceptan distribuciones no normales; las variables no necesariamente tienen que estar medidas en un nivel por intervalos o de razón; las pruebas no paramétricas más utilizadas son: La chi-cuadrada, los coeficientes de correlación por rangos ordenados (Hernández-Sampiere & Mendoza, 2018, p. 345, 362).

3.10. Orientación ética filosófica y epistémica

La presente investigación respetó estrictamente los **principios éticos de la investigación científica**. En primer lugar, se garantizó el **respeto a la propiedad intelectual**, reconociendo la autoría de todas las fuentes consultadas mediante un adecuado uso de **citas y referencias conforme a las Normas APA**, evitando cualquier forma de plagio (Salazar et al., 2018).

CAPITULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Descripción del trabajo de campo

- **Recojo de información.** La fase de investigación de campo se llevó a cabo mediante la obtención de datos primarios; aplicándose un cuestionario con escala de Likert, tomando en cuenta las dos variables (independiente y dependiente), a los sesenta (60) trabajadores de las áreas de crédito y cobranza de cuatro (04) entidades bancarias privadas de la provincia de Pasco.
- **Organización de datos.** Las respuestas obtenidas de la aplicación del cuestionario fueron organizados, tabulados y procesados de manera sistemática con el software de Excel; donde se presentan tablas de frecuencia y gráficos de barra, los cuales fueron interpretados por cada pregunta y la correspondiente dimensión.
- **Análisis estadístico.** Los datos procesados en Excel se exportaron al estadístico SPSS, para realizar estimaciones de estadística descriptiva e inferencial, inicialmente de aplicó la Prueba de Normalidad (habiendo obtenido una

distribución no normal), se aplicó a cada hipótesis la prueba estadística de correlación Rho de Spearman para datos no paramétricos.

- **Interpretación.** Los resultados se presentan en tablas y gráficos, permitiendo interpretar las relaciones entre las variables estudiadas.

“En los trabajos de campo, los autores se trasladan entorno específico donde se encuentra la información a recolectar su análisis académico; esta metodología implica recolectar las informaciones, realizar observaciones directas y analizar a fondo el contexto, lo que facilita la formulación y validación de hipótesis relacionadas con el fenómeno investigado” (Godoy, 2022) .

4.2. Presentación, análisis e interpretación de resultados

USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL – V.I.
AUTOMATIZACIÓN DE PROCESOS

Gráfico 1. Cuestionario pregunta: 01 - V.I.

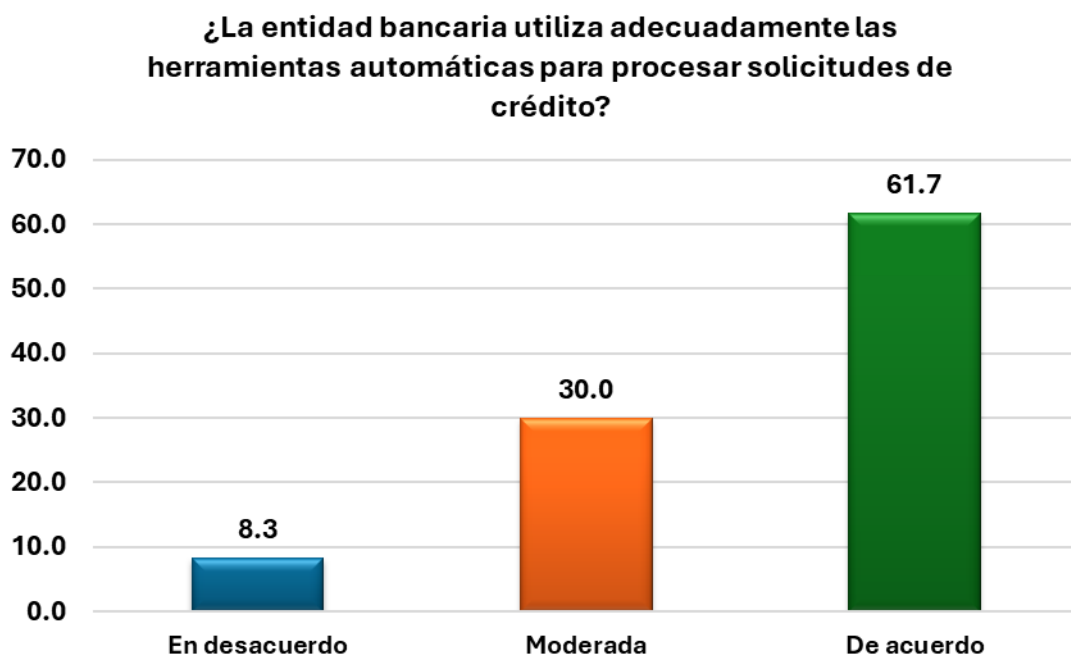


Tabla 6. Cuestionario pregunta: 01 - V.I.

1 - VI	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	5	8.3
Moderada	18	30.0
De acuerdo	37	61.7
Total	60	100

Con respecto a la interrogante, el gráfico muestra que el 61.7 % de los entrevistados están de acuerdo que las entidades bancaria utilizan adecuadamente las herramientas automáticas para procesar solicitudes de crédito; un 30.0 % consideran moderada y el 8.3 % están en desacuerdo.

USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL – V.I.

AUTOMATIZACIÓN DE PROCESOS

Gráfico 2. Cuestionario pregunta: 02 - V.I.

¿La entidad bancaria utiliza un tiempo adecuado para analizar una solicitud de crédito usando IA?

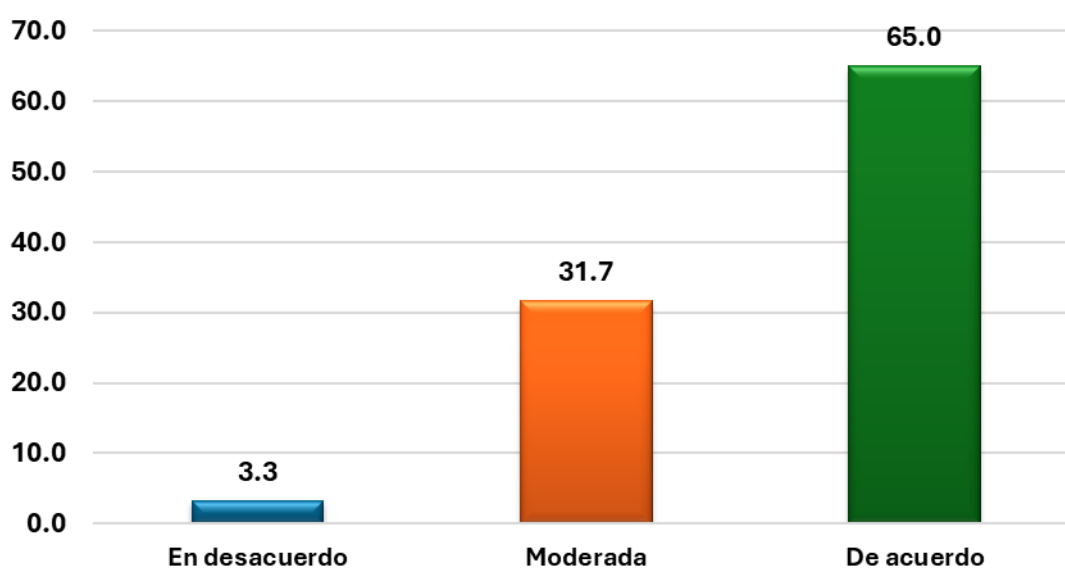


Tabla 7 Cuestionario pregunta: 02 - V.I.

2 - VI	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	2	3.3
Moderada	19	31.7
De acuerdo	39	65.0
Total	60	100

El gráfico muestra que el 65.0 % de los entrevistados están de acuerdo que las entidades bancarias utilizan un tiempo adecuado para analizar una solicitud de crédito usando IA; un 31.7% consideran en forma moderada y un 3.3 % están en desacuerdo.

USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL – V.I.
AUTOMATIZACIÓN DE PROCESOS

Gráfico 3. Cuestionario pregunta: 03 - V.I.

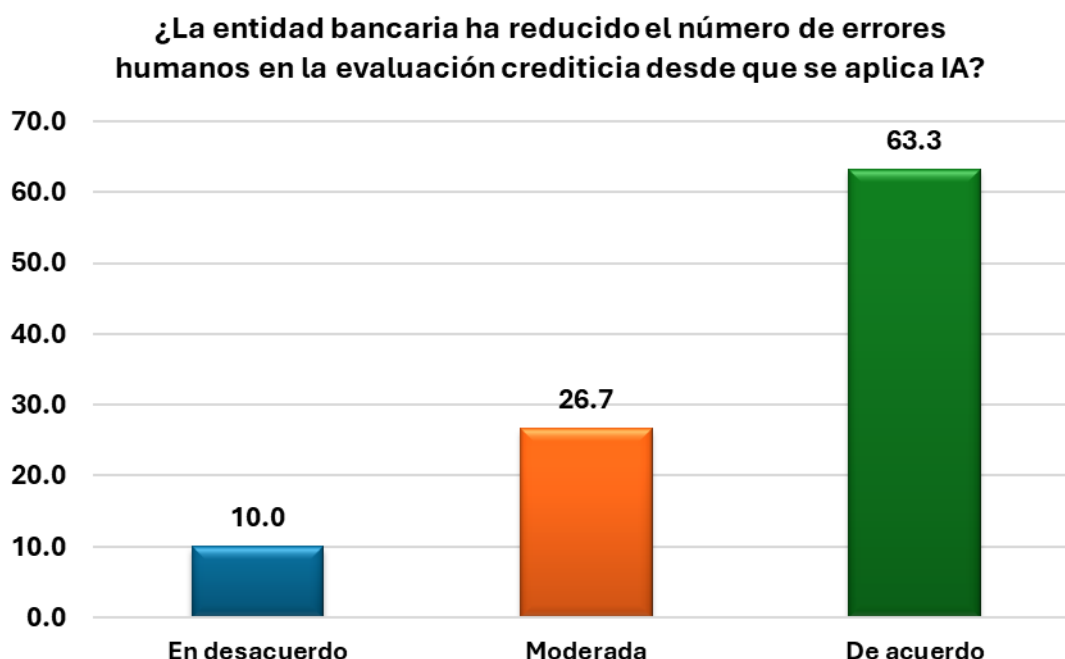


Tabla 8. Cuestionario pregunta: 03 - V.I.

3 - VI	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	6	10.0
Moderada	16	26.7
De acuerdo	38	63.3
Total	60	100

Los resultados de la muestra indican que el 63.3 % de los entrevistados están de acuerdo que las entidades bancarias han reducido el número de errores humanos en la evaluación crediticia desde que se aplica IA; un 26.7% consideran en forma moderada y un 10.0% están en desacuerdo.

Gráfico 4. Cuestionario pregunta: 04 - V.I.

¿La entidad bancaria considera tan preciso el modelo de IA para predecir el riesgo crediticio?

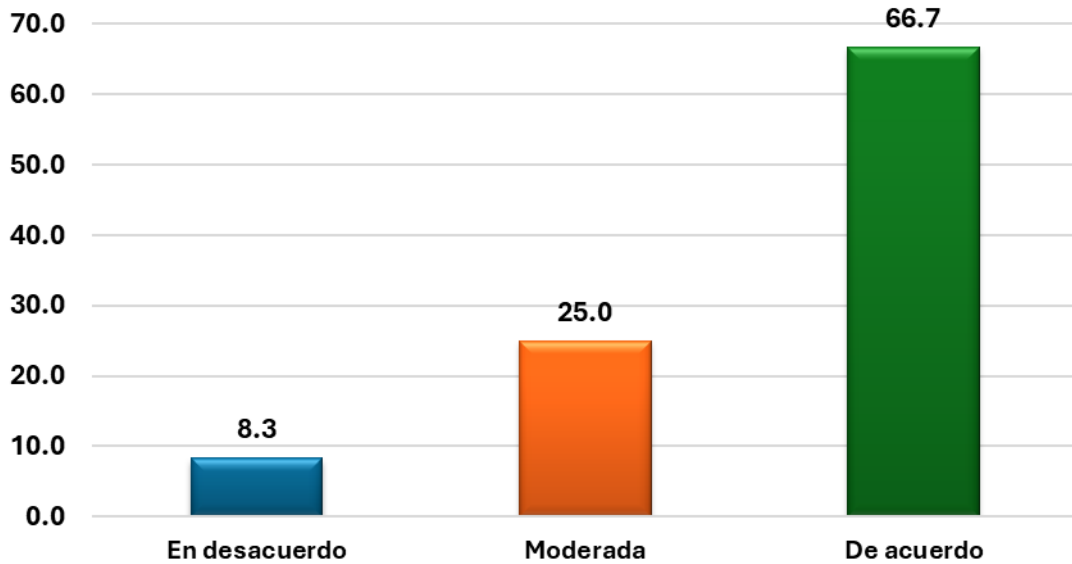


Tabla 9. Cuestionario pregunta: 04 - V.I.

4 - VI	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	5	8.3
Moderada	15	25.0
De acuerdo	40	66.7
Total	60	100

La estadística muestra que el 66.7 % de los entrevistados están de acuerdo que las entidades bancarias consideran tan preciso el modelo de IA para predecir el riesgo crediticio; un 25.0% opinan que es de forma moderada y un 8.3% están en desacuerdo.

Gráfico 5. Cuestionario pregunta: 05 - V.I.

¿La entidad bancaria emplea adecuadamente la IA en datos alternativos como redes sociales o historial de pagos digitales?

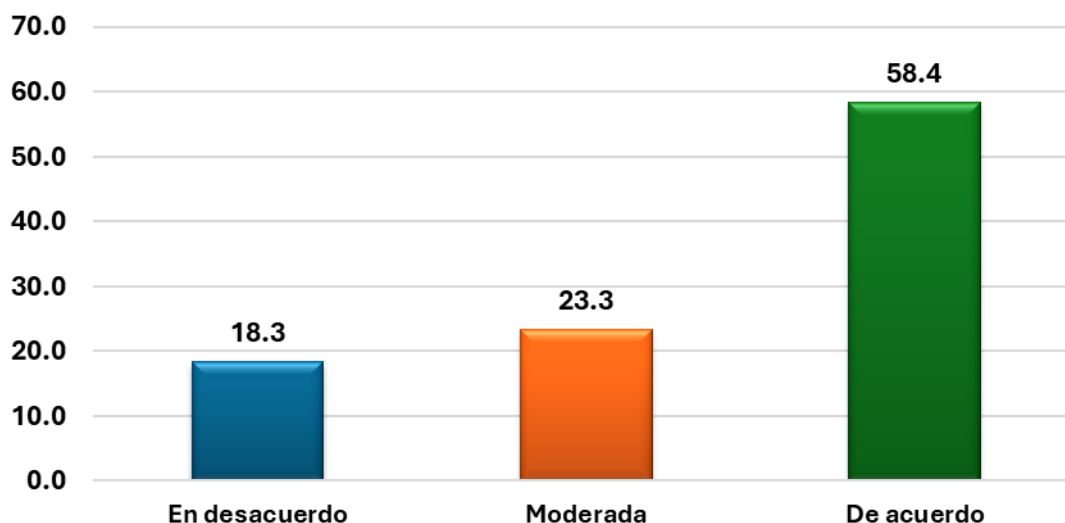


Tabla 10 Cuestionario pregunta: 05 - V.I.

5 - VI	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	11	18.3
Moderada	14	23.3
De acuerdo	35	58.4
Total	60	100

Los resultados que se muestran corresponden a la interrogante: ¿La entidad bancaria emplea adecuadamente la IA en datos alternativos como redes sociales o historial de pagos digitales?; un 58.4 % lo afirman, el 23.3 % indican que es moderada y el 18.3 % están en desacuerdo.

Gráfico 6. Cuestionario pregunta: 06 - V.I.

¿La entidad bancaria con frecuencia actualiza los modelos de IA para el análisis crediticio?

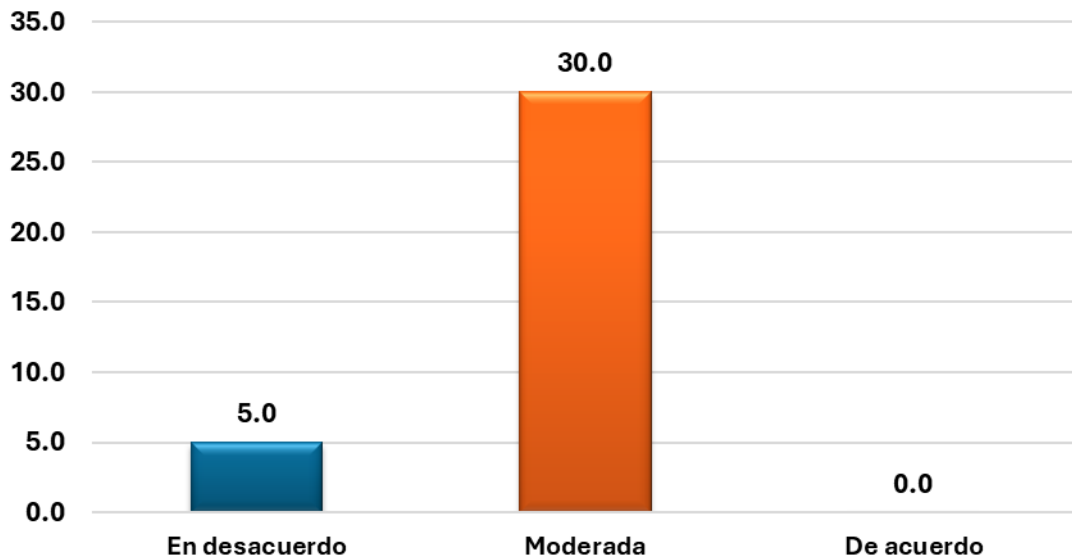


Tabla 11. Cuestionario pregunta: 06 - V.I.

6 - VI	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	3	5.0
Moderada	18	30.0
De acuerdo	39	65.0
Total	60	100

Con respecto a la interrogante: ¿La entidad bancaria con frecuencia actualiza los modelos de IA para el análisis crediticio?; el 65.0 % lo afirman; el 30.0 % indican que es de manera moderada y un 5.0 % están en desacuerdo.

Gráfico 7. Cuestionario pregunta: 07 - V.I.

¿En la entidad bancaria es adecuado el nivel de participación que tiene la IA, en la decisión final del otorgamiento de crédito?

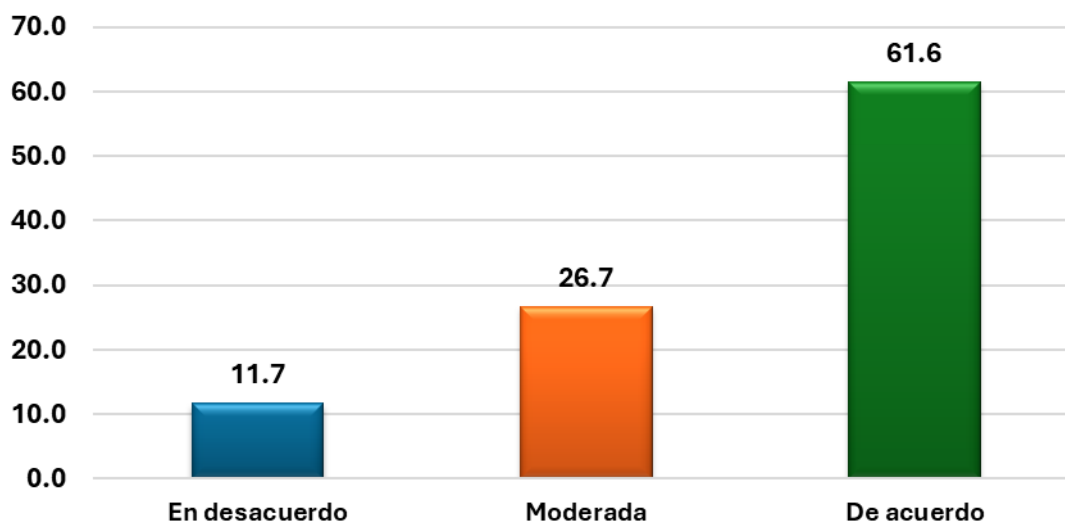


Tabla 12 Cuestionario pregunta: 07 V.I.

7 - VI	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	7	11.7
Moderada	16	26.7
De acuerdo	37	61.6
Total	60	100

En el presente cuadro estadístico, el 61.6 % de los consultados están de acuerdo que en las entidades bancarias es adecuado el nivel de participación que tiene la IA, en la decisión final del otorgamiento de crédito; indican en forma mediana un 26.7 % y un 11.7 % están en desacuerdo.

Gráfico 8. Cuestionario pregunta: 08 - V.I.

¿En la entidad bancaria la IA puede aprobar o rechazar créditos sin intervención humana?

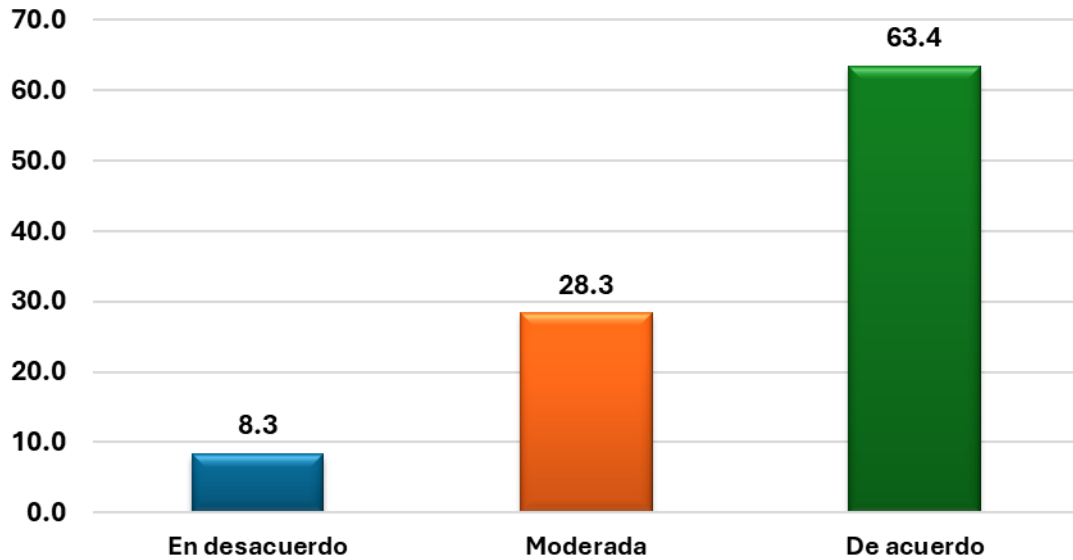


Tabla 13. Cuestionario pregunta: 08 - V.I.

8 - VI	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	5	8.3
Moderada	17	28.3
De acuerdo	38	63.4
Total	60	100

El gráfico nos muestra que un 63.4 % de los entrevistados están de acuerdo que en las entidades bancarias la IA puede aprobar o rechazar créditos sin intervención humana; el 28.3 % indican que es moderada y el 8.3 % están en desacuerdo.

Gráfico 9. Cuestionario pregunta: 09 - V.I.

¿En la entidad bancaria el personal confía en los resultados que proporciona el sistema de IA?

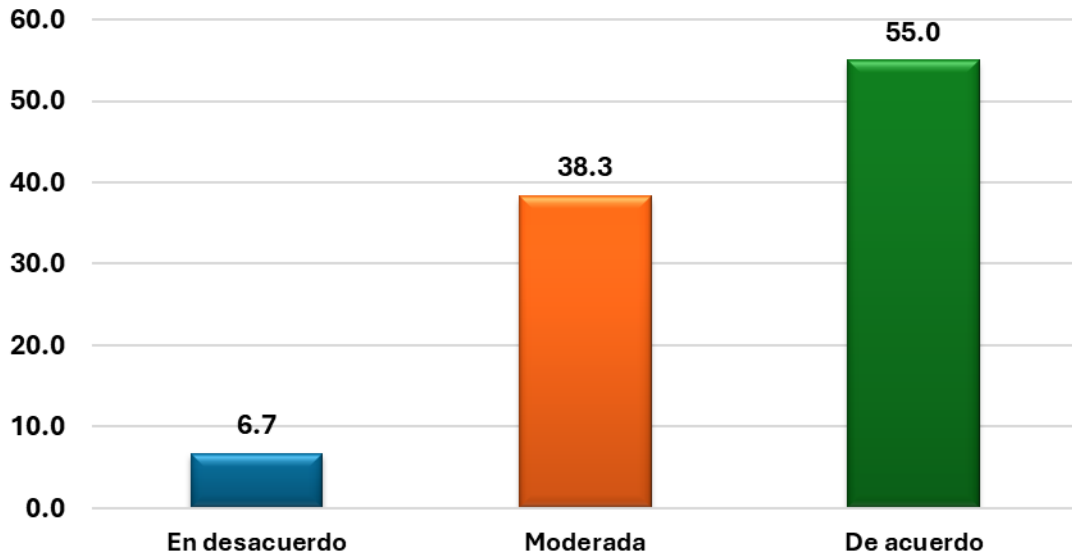


Tabla 14. Cuestionario pregunta: 09 - V.I.

9 - VI	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	4	6.7
Moderada	23	38.3
De acuerdo	33	55.0
Total	60	100

El gráfico nos muestra que un 55.0 % de los entrevistados están de acuerdo que en las entidades bancarias el personal confía en los resultados que proporciona el sistema de IA; el 38.3 % indican que es moderada y el 6.7 % están en desacuerdo.

EVALUACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO - V.D.

IDENTIFICACIÓN DEL SOLICITANTE

Gráfico 10. Cuestionario pregunta: 01 – V.D.

¿La entidad bancaria mediante la IA accede fácilmente a información del cliente para su evaluación?

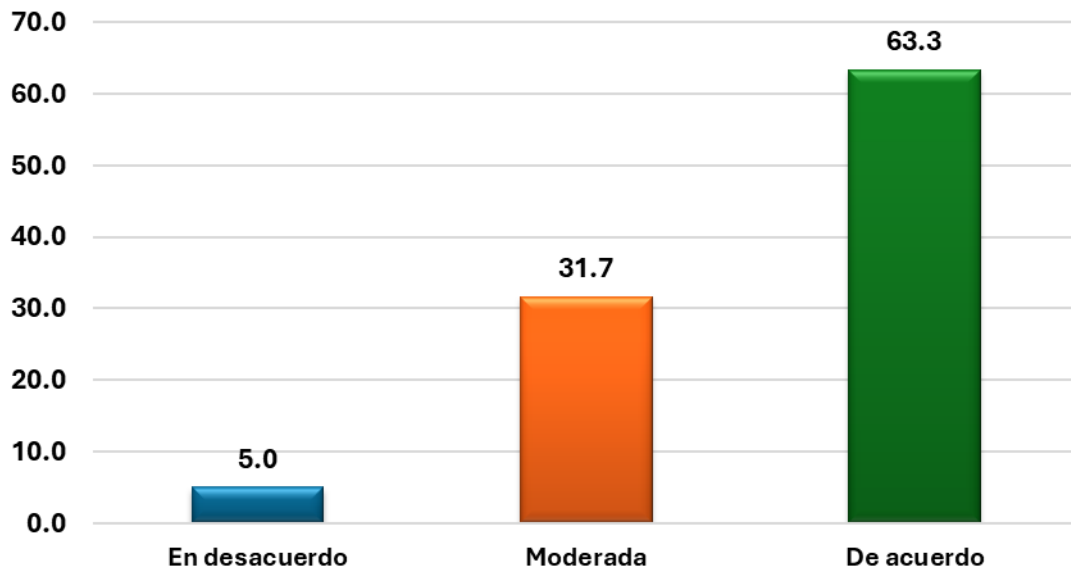


Tabla 15 Cuestionario pregunta: 01- V.D.

1 - VD	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	3	5.0
Moderada	19	31.7
De acuerdo	38	63.3
Total	60	100

El gráfico muestra que el 63.3 % de los entrevistados están de acuerdo que las entidades bancarias mediante la IA accede fácilmente a información del cliente para su evaluación; un 31.7% indican que es en forma moderada y un 5.0% están en desacuerdo.

EVALUACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO - V.D.

IDENTIFICACIÓN DEL SOLICITANTE

Gráfico 11. Cuestionario pregunta: 02 - V.D.

¿La entidad bancaria utiliza las herramientas de la IA para verificar la identidad del solicitante?

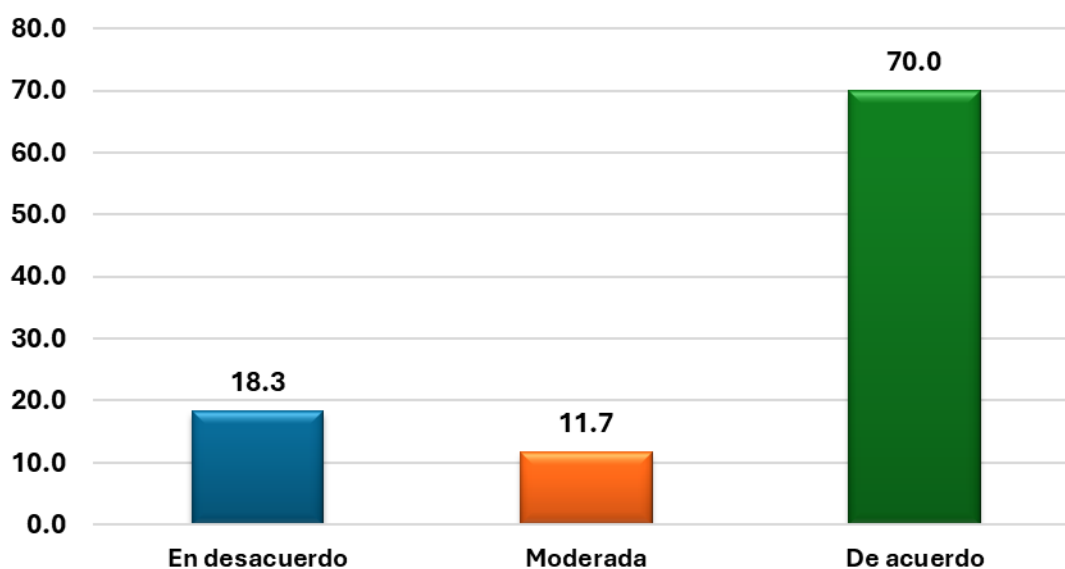


Tabla 16 Cuestionario pregunta: 02 - V.D.

2 - VD	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	11	18.3
Moderada	7	11.7
De acuerdo	42	70.0
Total	60	100

El gráfico muestra que el 70.0 % de los entrevistados están de acuerdo que las entidades bancarias utilizan las herramientas de la IA para verificar la identidad del solicitante; un 11.7% consideran en forma mediana; un 18.3% están en desacuerdo.

EVALUACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO - V.D.

IDENTIFICACIÓN DEL SOLICITANTE

Gráfico 12. Cuestionario pregunta: 03 - V.D.

¿La entidad bancaria permite obtener datos de clientes sobre su historial crediticio mediante la IA?

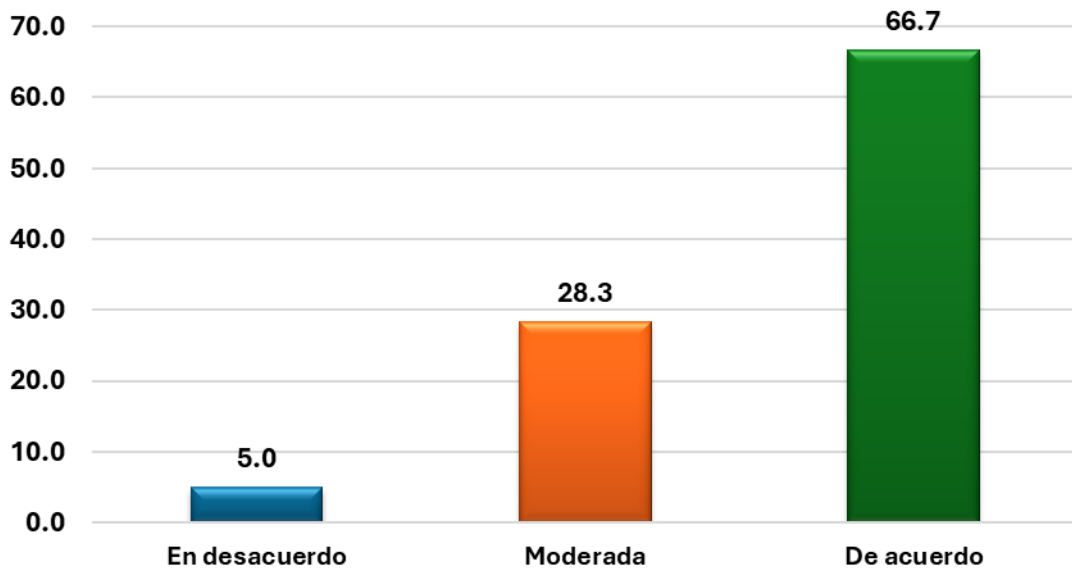


Tabla 17. Cuestionario pregunta: 03 - V.D.

3 - VD	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	3	5.0
Moderada	17	28.3
De acuerdo	40	66.7
Total	60	100

Los resultados de la muestra aseveran que el 66.7 % de los entrevistados están de acuerdo que las entidades bancarias permiten obtener datos de clientes sobre su historial crediticio mediante la IA; un 28.3% consideran en forma moderada y un 5.0 están en desacuerdo.

EVALUACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO - V.D.

ANÁLISIS DE CAPACIDAD DE PAGO

Gráfico 13. Cuestionario pregunta: 04 - V.D.

¿La entidad bancaria evalúa la proporción de la deuda frente a ingresos, en la evaluación crediticia mediante la IA?

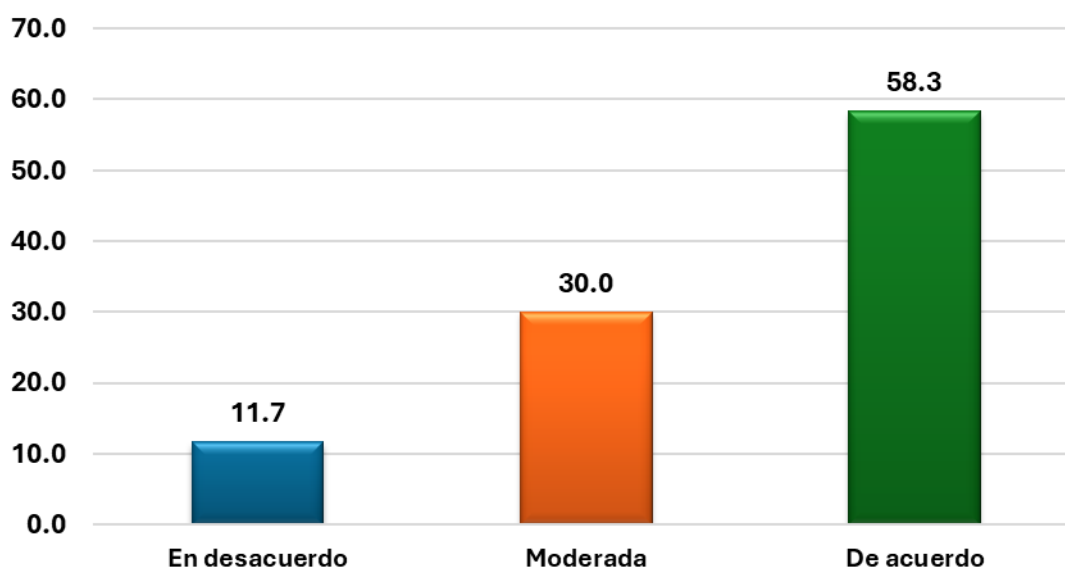


Tabla 18. Cuestionario pregunta: 04 - V.D.

4 - VD	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	7	11.7
Moderada	18	30.0
De acuerdo	35	58.3
Total	60	100

La estadística muestra que el 58.3 % de los entrevistados están de acuerdo que las entidades bancarias evalúan la proporción de la deuda frente a ingresos, en la evaluación crediticia mediante la IA; un 30.0% consideran en forma moderada y un 11.7% están en desacuerdo.

EVALUACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO - V.D.

ANÁLISIS DE CAPACIDAD DE PAGO

Gráfico 14. Cuestionario pregunta: 05 - V.D.

¿La entidad bancaria considera el tiempo en el empleo actual del prestamista como indicador de capacidad de pago?

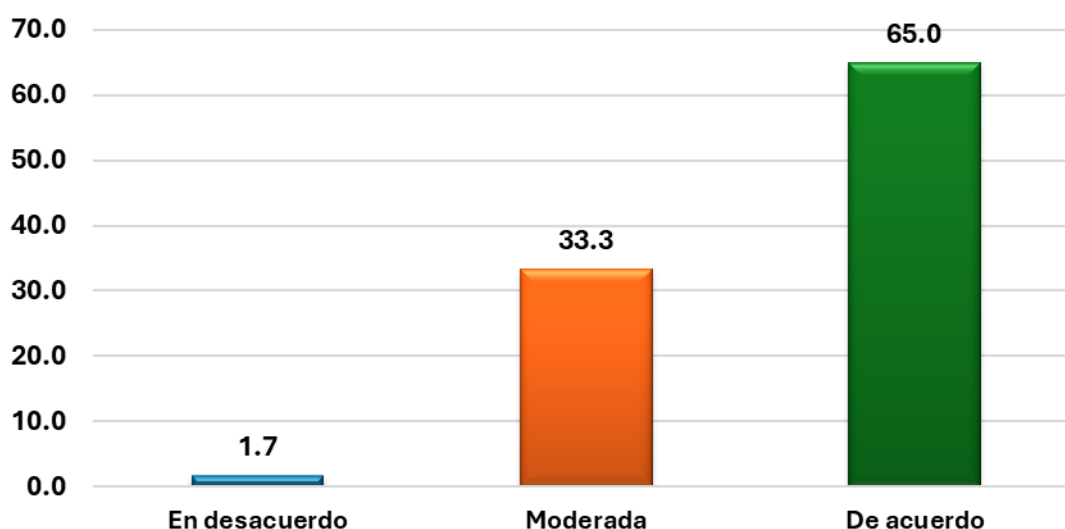


Tabla 19. Cuestionario pregunta: 05 - V.D.

5 - VD	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	1	1.7
Moderada	20	33.3
De acuerdo	39	65.0
Total	60	100

Los resultados que se muestran corresponden a la interrogante: ¿La entidad bancaria considera el tiempo en el empleo actual del prestamista como indicador de capacidad de pago?; un 65.0 % de los encuestados están de acuerdo; el 33.3 % indican en forma moderada y un 1.7 % están en desacuerdo.

EVALUACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO - V.D.

ANÁLISIS DE CAPACIDAD DE PAGO

Gráfico 15. Cuestionario pregunta: 06 - V.D.

¿La entidad bancaria identifica adecuadamente el nivel de ingreso mensual del prestamista, para otorgar un crédito promedio?

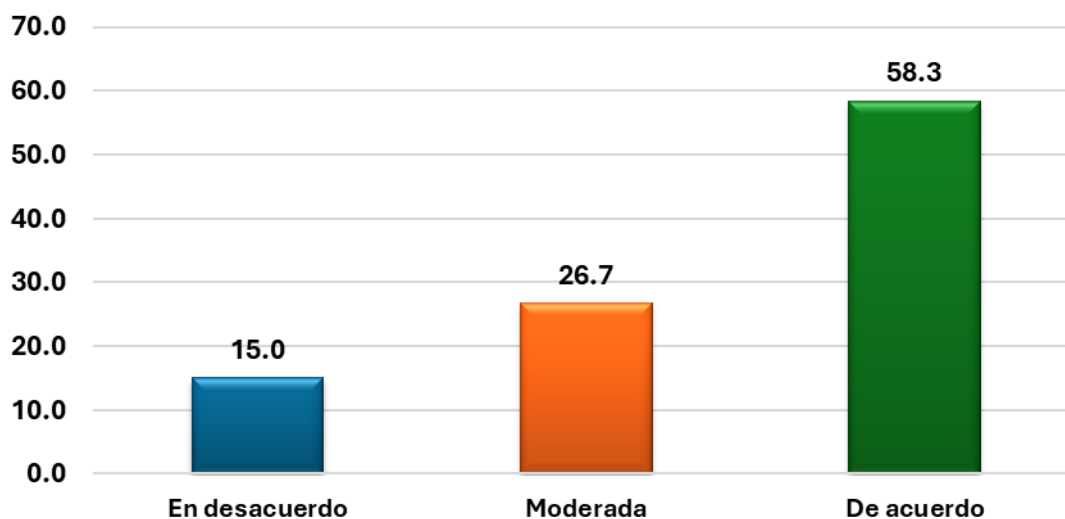


Tabla 20 Cuestionario pregunta: 06 - V.D.

6 - VD	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	9	15.0
Moderada	16	26.7
De acuerdo	35	58.3
Total	60	100

Con respecto a la interrogante: ¿La entidad bancaria identifica adecuadamente el nivel de ingreso mensual del prestamista, para otorgar un crédito promedio?; el 58.3% lo afirman, el 26.7 % indican en forma moderada y un 15.0 % están en desacuerdo.

EVALUACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO - V.D.

CLASIFICACIÓN DEL RIESGO

Gráfico 16. Cuestionario pregunta: 07 - V.D.

¿La entidad bancaria clasifica a los clientes prestamista por el nivel de riesgo (alto, medio, bajo)?

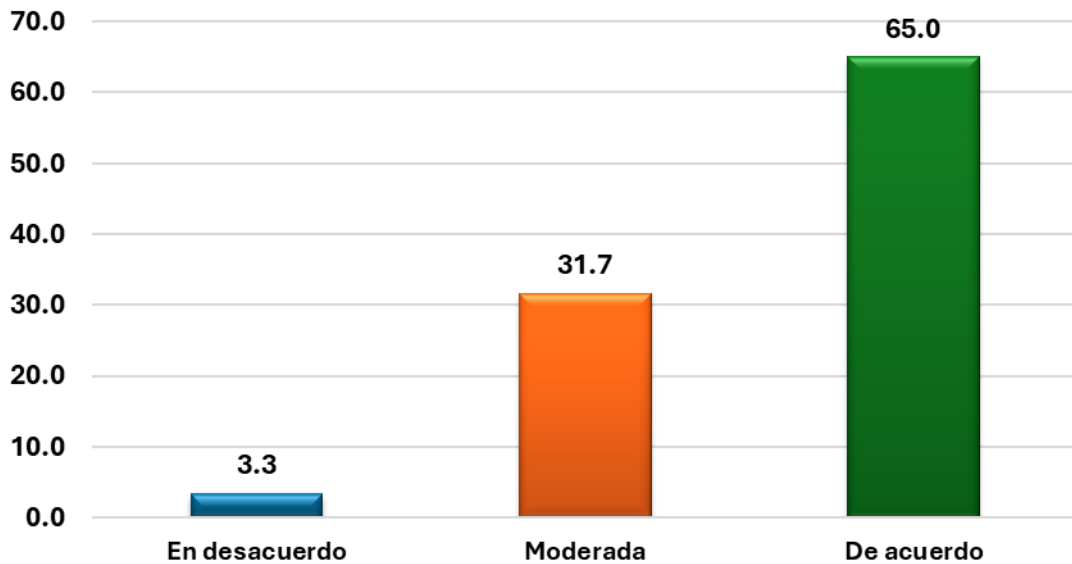


Tabla 21. Cuestionario pregunta: 07 - V.D.

7- VD	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	2	3.3
Moderada	19	31.7
De acuerdo	39	65.0
Total	60	100

En el presente cuadro estadístico, el 65.0 % de los consultados afirman que las entidades bancarias clasifican a los clientes prestamista por el nivel de riesgo (alto, medio, bajo); indican en forma moderada un 31.7 % y un 3.3 % están en desacuerdo.

EVALUACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO - V.D.

CLASIFICACIÓN DEL RIESGO

Gráfico 17. Cuestionario pregunta: 08 - V.D.

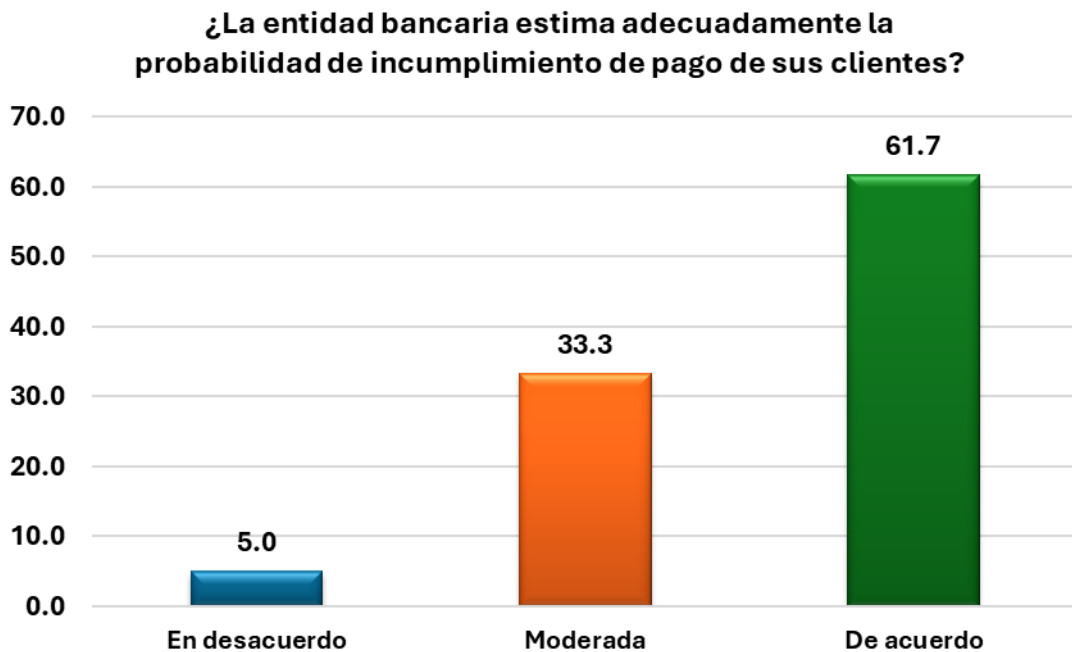


Tabla 22. Cuestionario pregunta: 08 - V.D.

8 - VD	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	3	5.0
Moderada	20	33.3
De acuerdo	37	61.7
Total	60	100

Del gráfico y cuadro estadístico, el 61.7 % de los entrevistados afirman que las entidades bancarias estiman adecuadamente la probabilidad de incumplimiento de pago de sus clientes; el 33.3 % indican en forma moderada y el 5.0 % están en desacuerdo.

EVALUACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO - V.D.

CLASIFICACIÓN DEL RIESGO

Gráfico 18. Cuestionario pregunta: 09 - V.D.

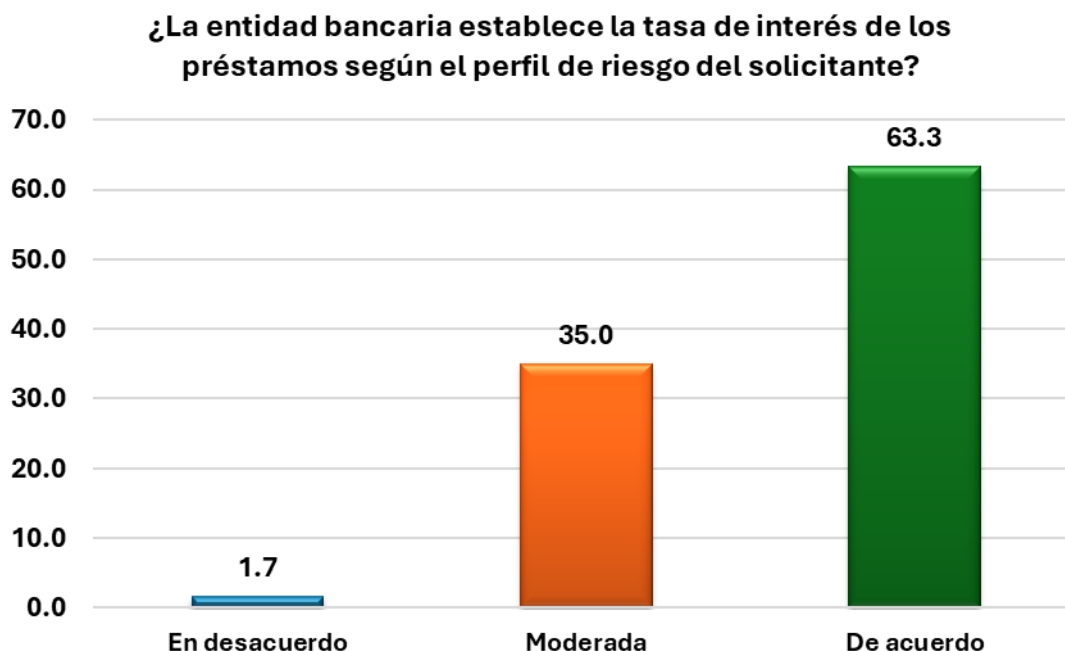


Tabla 23. Cuestionario pregunta: 09 - V.D.

9 - VD	Frecuencia	Porcentaje
En desacuerdo	1	1.7
Moderada	21	35.0
De acuerdo	38	63.3
Total	60	100

En el presente cuadro estadístico, el 63.3 % de los consultados afirman que las entidades bancarias establecen la tasa de interés de los préstamos según el perfil de riesgo del solicitante; indican en forma moderada el 35.0 % y un 1.7 % están en desacuerdo.

4.3. Prueba de hipótesis

4.3.1. Prueba de normalidad o bondad de ajuste

La prueba de normalidad nos permite verificar si el conjunto de datos de la muestra sigue o no una distribución normal, para el efecto se sigue los siguientes aspectos:

a) Planteamiento de la hipótesis

Ho: La muestra sigue una distribución normal.

Hi: La muestra no sigue una distribución normal.

b) Nivel de significancia

Confianza: 95%

Significancia (alfa) $\alpha = 5\%$

c) Prueba estadística para emplear

Kolmogorov-Smirnova

Se aplica una muestra mayor a cincuenta (50), ya que la muestra es sesenta (60) trabajadores de las áreas de crédito y cobranzas de cuatro (04) entidades bancarias privadas de la provincia de Pasco.

Tabla 24. Pruebas de normalidad

	Pruebas de normalidad					
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Uso de la inteligencia artificial	,279	60	,000	,780	60	,000
Evaluación del riesgo	,354	60	,000	,737	60	,000

a. Corrección de significación de Lilliefors

d) Criterios de decisión

Si $p < 0.05$ rechazamos la Ho y aceptamos la Hi

Si $p \geq 0.05$ aceptamos la Ho y rechazamos la Hi

e) Decisión y conclusión

De acuerdo con los resultados obtenidos, se observa que el valor de significancia para la variable **uso de la inteligencia artificial** (variable independiente) es $p = 0.000$, mientras que para la variable **evaluación del riesgo crediticio** es $p = 0.000$, valores inferiores al nivel de significancia establecido ($\alpha = 0.05$). En consecuencia, se **rechaza la hipótesis nula (H_0)** y se **acepta la hipótesis de estudio (H_1)**, lo que evidencia que los datos no presentan una distribución normal. Por tal motivo, se opta por el uso de **estadística no paramétrica**, aplicándose el **coeficiente de correlación Rho de Spearman** para analizar el grado de asociación y la relación existente entre ambas variables.

Se utilizó la siguiente fórmula:

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d^2}{n(n^2 - 1)}$$

Donde:

ρ : Coeficiente de correlación Rho de Spearman

$\sum d^2$: Suma de los cuadrados de las diferencias entre rangos

d : Diferencia entre los rangos de cada par de observaciones

n : Número total de observaciones

El coeficiente Rho de Spearman se utiliza para medir la intensidad y dirección de la relación entre dos variables ordinales o cuando los datos no siguen una distribución normal. Su valor oscila entre -1 y +1.

Fuente: Elaboración propia con base en Spearman (1904).

4.3.2. Primera hipótesis

a) Hipótesis nula (H_0)

No existe una relación significativa entre la **automatización de procesos** y la **identificación del solicitante** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

b) Hipótesis de estudio (Hi)

Existe una relación significativa entre la **automatización de procesos** y la **identificación del solicitante** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

c) Nivel de significancia= 5%.

d) Coeficiente de Rho de Spearman

Tabla 25 Coeficiente de Rho de Spearman: Hipótesis específico 1

Correlaciones			Automatización de procesos	Identificación del solicitante
Rho de Spearman	Automatización de procesos	Coeficiente de correlación	1,000	,864**
		Sig. (bilateral)	.	,000
		N	60	60
	Identificación del solicitante	Coeficiente de correlación	,864**	1,000
		Sig. (bilateral)	,000	.
		N	60	60

**. La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

e) Interpretación

El coeficiente de correlación obtenido según Rho de Spearman es 0.864, por la que existe una correlación positiva alta entre la **automatización de procesos** con la **identificación del solicitante**. El grado de significancia bilateral es 0.000 ($p= 0.000$), que es menor a 0.05 del grado de significancia bilateral, por lo cual se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis de investigación (H_i).

4.3.3. Segunda hipótesis

a) Hipótesis nula (H_0)

No existe una relación significativa entre la **predicción del riesgo** y el **análisis de capacidad de pago** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

b) Hipótesis de estudio (H_i)

Existe una relación significativa entre la **predicción del riesgo** y el **análisis de capacidad de pago** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

c) Nivel de significancia= 5%.

d) Coeficiente de Rho de Spearman

Tabla 26. Coeficiente de Rho de Spearman: Hipótesis específico 2

Correlaciones			Predicción del riesgo	Análisis de capacidad de pago
Rho de Spearman	Predicción del riesgo	Coeficiente de correlación	1,000	,994**
		Sig. (bilateral)	.	,000
		N	60	60
	Análisis de capacidad de pago	Coeficiente de correlación	,994**	1,000
		Sig. (bilateral)	,000	.
		N	60	60

** . La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

e) Interpretación

El coeficiente de correlación obtenido según Rho de Spearman es 0.994, por la que existe una correlación positiva muy fuerte entre la **predicción del riesgo** con el **análisis de capacidad de pago**. El grado de significancia bilateral es 0.000 ($p= 0.000$), que es menor a 0.05 del grado

de significancia bilateral, por lo cual se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis de investigación (H_i).

4.3.4. Tercera hipótesis

a) Hipótesis nula (H_0)

No existe una relación significativa entre la **toma de decisiones** y la **clasificación del riesgo** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

b) Hipótesis de estudio (H_i)

Existe una relación significativa entre la **toma de decisiones** y la **clasificación del riesgo** en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.

c) Nivel de significancia= 5%

d) Coeficiente de Rho de Spearman

Tabla 27. Coeficiente de Rho de Spearman: Hipótesis específico 3

Correlaciones			Toma de decisiones	Clasificación del riesgo
Rho de Spearman	Toma de decisiones	Coeficiente de correlación	1,000	,944**
		Sig. (bilateral)	.	,000
		N	60	60
	Clasificación del riesgo	Coeficiente de correlación	,944**	1,000
		Sig. (bilateral)	,000	.
		N	60	60

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

e) Interpretación

El coeficiente de correlación obtenido según Rho de Spearman es 0.944, por lo que existe una correlación positiva muy fuerte entre la **toma de decisiones** con la **clasificación del riesgo**. El grado de significancia bilateral es 0.000 ($p= 0.000$), que es menor a 0.05 del grado de

significancia bilateral, por lo cual se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis de investigación (H_i).

4.4. Discusión de resultados

La presente investigación tuvo como objetivo general determinar la relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en bancos privados de la provincia de Pasco durante el año 2025, bajo un enfoque cuantitativo, diseño no experimental, correlacional y de corte transversal.

Consideraciones previas: prueba de normalidad y selección del estadístico

Antes del contraste de hipótesis, se aplicó la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov, considerando que el tamaño muestral fue superior a 50 participantes. Los resultados evidenciaron que tanto la variable uso de la inteligencia artificial como la variable evaluación del riesgo crediticio presentaron valores de significancia $p = 0.000$, inferiores al nivel crítico de $\alpha = 0.05$. En consecuencia, se rechazó la hipótesis nula de normalidad y se concluyó que los datos no siguen una distribución normal.

Este resultado justificó técnica y metodológicamente el empleo de estadística no paramétrica, optándose por el coeficiente de correlación Rho de Spearman, el cual resulta adecuado para analizar relaciones entre variables medidas en escala ordinal y con distribuciones no normales (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018). De este modo, se garantizó la coherencia metodológica entre el tratamiento estadístico y las características de los datos analizados.

Discusión de la hipótesis general

El contraste de la hipótesis general, mediante el estadístico Rho de Spearman, evidenció una correlación positiva, significativa y de alta intensidad entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio, con un nivel de

significancia $p = 0.000$, inferior al umbral establecido ($\alpha = 0.05$). Este resultado permitió rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis de investigación, confirmando la existencia de una relación estadísticamente significativa entre ambas variables.

Asimismo, el resultado refuerza la teoría de la asimetría de la información, en tanto la inteligencia artificial contribuye a reducir la brecha informativa entre prestatarios y entidades financieras, permitiendo decisiones crediticias más objetivas y fundamentadas (Akerlof, 1970; Jagtiani & Lemieux, 2019).

Los resultados coinciden con estudios internacionales como los de Nguyen y Nguyen (2020) y Zhang et al. (2021), quienes reportaron correlaciones significativas y positivas entre el uso de inteligencia artificial y la calidad de la evaluación del riesgo crediticio. De igual manera, se alinean con investigaciones nacionales realizadas por Castro (2022) y Vega (2021), fortaleciendo la validez externa del estudio.

Discusión de la primera hipótesis específica

En relación con la primera hipótesis específica, el análisis mediante Rho de Spearman ($\rho = 0.864$; $p = 0.000$) evidenció una correlación positiva alta y estadísticamente significativa entre la automatización de procesos y la identificación del solicitante. Dado que el valor de significancia fue inferior a 0.05, se rechazó la hipótesis nula y se aceptó la hipótesis de investigación.

Desde una interpretación estadística, el nivel de correlación alto indica que la automatización de los procesos crediticios, apoyada en inteligencia artificial, se asocia directamente con una mejora sustancial en la identificación, verificación y validación de la información del solicitante. Este resultado se explica porque los sistemas

automatizados permiten acceder a múltiples fuentes de datos en menor tiempo y con menor margen de error humano.

Este hallazgo es coherente con lo señalado por Davenport y Ronanki (2018), quienes sostienen que la automatización basada en IA optimiza la eficiencia operativa y fortalece los mecanismos de identificación del cliente. Asimismo, coincide con Alonso y Romero (2019), quienes demostraron que la automatización inteligente mejora significativamente la confiabilidad del análisis crediticio.

Discusión de la segunda hipótesis específica

Respecto a la segunda hipótesis específica, los resultados del Rho de Spearman ($\rho = 0.994$; $p = 0.000$) evidenciaron una correlación positiva de muy alta intensidad, prácticamente cercana a una relación perfecta, entre la predicción del riesgo y el análisis de la capacidad de pago. El nivel de significancia obtenido permitió rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis de investigación.

Desde el punto de vista estadístico, este nivel de correlación indica que la capacidad predictiva de los modelos de inteligencia artificial se encuentra estrechamente vinculada con una evaluación precisa de la solvencia financiera del solicitante. En términos teóricos, este resultado respalda lo planteado por Jagtiani y Lemieux (2019), quienes sostienen que los algoritmos de IA superan ampliamente a los modelos tradicionales en la estimación de la probabilidad de incumplimiento.

Los resultados concuerdan con investigaciones nacionales como las de Ramos y Rojas (2023), quienes reportaron relaciones de muy alta intensidad entre el uso de IA y la precisión en el análisis de la capacidad de pago, especialmente en contextos financieros emergentes.

Discusión de la tercera hipótesis específica

En cuanto a la tercera hipótesis específica, el análisis inferencial mediante Rho de Spearman ($\rho = 0.944$; $p = 0.000$) evidenció una correlación positiva muy fuerte y estadísticamente significativa entre la toma de decisiones apoyada en inteligencia artificial y la clasificación del riesgo crediticio. En consecuencia, se rechazó la hipótesis nula y se aceptó la hipótesis de investigación.

Desde una perspectiva estadística, este resultado indica que la participación de la inteligencia artificial en la toma de decisiones crediticias contribuye de manera significativa a una segmentación más precisa de los solicitantes según su nivel de riesgo. Este hallazgo es coherente con lo planteado por Thomas et al. (2002) y Saunders y Allen (2020), quienes destacan que una correcta clasificación del riesgo es esencial para una gestión crediticia eficiente.

Síntesis metodológica y alcance del análisis

En conjunto, los resultados evidencian que todas las hipótesis planteadas fueron aceptadas con niveles de significancia $p < 0.05$, confirmando la existencia de relaciones positivas y estadísticamente significativas entre las dimensiones analizadas. La correcta aplicación de la prueba de normalidad, la selección adecuada del estadístico Rho de Spearman y la interpretación del nivel de correlación fortalecen la validez interna y el rigor metodológico del estudio.

No obstante, los resultados deben interpretarse considerando las limitaciones propias del diseño no experimental y transversal, el cual impide establecer relaciones de causalidad, circunscribiendo los hallazgos al análisis de asociaciones estadísticas.

CONCLUSIONES

1. Respecto al **objetivo general**, se concluye que existe una relación positiva, estadísticamente significativa y de alta intensidad entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en los bancos privados de la provincia de Pasco, durante el año 2025. Esta conclusión se sustenta en los resultados obtenidos mediante el coeficiente de correlación Rho de Spearman, aplicado debido a la ausencia de normalidad en los datos, previamente comprobada mediante la prueba de Kolmogorov–Smirnov. El nivel de significancia bilateral obtenido fue inferior a 0.05 ($p = 0.000$), lo que permitió rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis general de investigación, confirmándose que un mayor uso de inteligencia artificial se asocia directamente con una evaluación del riesgo crediticio más eficiente y consistente.
2. Respecto al **primer objetivo específico**, se concluye que existe una relación positiva, estadísticamente significativa y de alta intensidad entre la automatización de procesos y la identificación del solicitante en los bancos privados de la provincia de Pasco, durante el año 2025. El análisis estadístico mediante Rho de Spearman evidenció un coeficiente de correlación alto ($\rho = 0.864$) y un nivel de significancia bilateral inferior a 0.05 ($p = 0.000$), lo que permitió rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis específica de investigación. Este resultado demuestra que la automatización basada en inteligencia artificial mejora sustancialmente la identificación y validación de la información del solicitante.
3. En relación con el **segundo objetivo específico**, se concluye que existe una relación positiva, estadísticamente significativa y de muy alta intensidad entre la predicción del riesgo y el análisis de la capacidad de pago en los bancos privados de la provincia de Pasco, durante el año 2025. El coeficiente Rho de Spearman evidenció una correlación extremadamente fuerte ($\rho = 0.994$), acompañada de un nivel de significancia bilateral

inferior a 0.05 ($p = 0.000$), lo que permitió rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis de investigación. Este hallazgo confirma que los modelos predictivos de inteligencia artificial se asocian estrechamente con una evaluación más precisa de la solvencia financiera del solicitante.

4. Respecto al **tercer objetivo específico**, se concluye que existe una relación positiva, estadísticamente significativa y de muy alta intensidad entre la toma de decisiones apoyada en inteligencia artificial y la clasificación del riesgo crediticio en los bancos privados de la provincia de Pasco, durante el año 2025. El análisis inferencial mediante Rho de Spearman evidenció un coeficiente de correlación muy alto ($\rho = 0.944$) y un nivel de significancia bilateral inferior a 0.05 ($p = 0.000$), lo que permitió rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis específica planteada. Este resultado confirma que la inteligencia artificial contribuye de manera significativa a una clasificación más objetiva y consistente del riesgo crediticio.

RECOMENDACIONES

1. En concordancia con la **conclusión general**, se recomienda que los bancos privados de la provincia de Pasco implementen y fortalezcan de manera progresiva estrategias institucionales integrales de adopción de inteligencia artificial en los procesos de evaluación del riesgo crediticio, incorporando estas herramientas como parte estructural de sus sistemas de análisis y toma de decisiones. Esta recomendación se orienta al mediano y largo plazo, con la finalidad de consolidar evaluaciones crediticias más eficientes, objetivas y consistentes, reduciendo la dependencia exclusiva de modelos tradicionales y fortaleciendo la sostenibilidad del portafolio crediticio.
2. En atención a la **primera conclusión específica** relacionada con la automatización de procesos y la identificación del solicitante, se recomienda que las entidades bancarias privadas desarrollen e implementen sistemas automatizados basados en inteligencia artificial para la identificación y validación del solicitante, integrando fuentes de información internas y externas que permitan una verificación más rápida y confiable de datos personales, financieros y crediticios. Esta acción permitirá, a mediano plazo, reducir errores humanos, mejorar la trazabilidad de la información y fortalecer los mecanismos de control en la etapa inicial del proceso crediticio.
3. Con base en la **segunda conclusión específica** vinculada a la predicción del riesgo y el análisis de la capacidad de pago, se recomienda que los bancos privados fortalezcan el uso de modelos predictivos de inteligencia artificial orientados al análisis de la capacidad de pago, incorporando de manera sistemática variables tradicionales y no tradicionales que permitan estimar con mayor precisión la solvencia financiera del solicitante. Esta recomendación, proyectada al largo plazo, contribuirá a mejorar la calidad del análisis crediticio, reducir la probabilidad de incumplimiento y optimizar la asignación del crédito.

4. En correspondencia con la **tercera conclusión específica** relacionada con la toma de decisiones y la clasificación del riesgo crediticio, se recomienda que las entidades bancarias incorporen de manera formal la inteligencia artificial como herramienta de apoyo en la toma de decisiones crediticias y en la clasificación del riesgo, estableciendo protocolos claros que integren los resultados de los sistemas inteligentes con el juicio profesional del analista. Esta recomendación permitirá, en el mediano plazo, lograr una clasificación del riesgo más objetiva, homogénea y técnicamente sustentada.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Akerlof, G. A. (1970). The market for “lemons”: Quality uncertainty and the market mechanism. *The Quarterly Journal of Economics*, 84(3), 488-500.
- Allen, L., Boudoukh, J., & Saunders, A. (2020). *Understanding Market, Credit, and Operational Risk*. Wiley.
- Alonso, L., & Romero, A. (2019). Artificial Intelligence in Banking: A Case Study on Credit Risk Assessment. *European Journal of Artificial Intelligence Research*, 4(2), 45-59.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Bachouch, R., Cheikhrouhou, N., & Jemai, Z. (2021). Artificial intelligence applications in financial services. *Journal of Financial Innovation*, 7(2), 77-89.
- Banco Central de Reserva del Perú. (s. f.). *Entidades financieras*. Recuperado <https://www.bcrp.gob.pe/sitios-de-interes/entidades-financieras.html>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2011). *Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems*. Bank for International Settlements.
- Bessis, J. (2015). *Risk Management in Banking*. Wiley.
- Blanco, M., Restrepo, O., & Rojas, J. (2019). Credit risk evaluation in emerging markets: An empirical study. *Emerging Markets Finance and Trade*, 55(1), 90-104.
- Bostrom, N. (2014). *Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies*. Oxford University Press.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. W. W. Norton & Company.
- Castro, J. (2022). *Aplicación de inteligencia artificial en la evaluación de riesgo crediticio en instituciones financieras peruanas*. Universidad Nacional Mayor de San Marcos.
- Chen, M.-C., Lin, C.-S., & Wu, C.-Y. (2019). Credit scoring using artificial intelligence: Evidence from a Taiwanese bank. *Expert Systems with Applications*, 135, 123-131.

- Chui, M., Manyika, J., & Miremadi, M. (2016). *Where machines could replace humans—And where they can't (yet)*. McKinsey Global Institute.
- Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission. (2017). *Enterprise risk management: Integrating with strategy and performance*. COSO.
- Crook, J., Edelman, D., & Thomas, L. (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment. *European Journal of Operational Research*, 183(3), 1447-1465.
- Crouhy, M., Galai, D., & Mark, R. (2014). *The Essentials of Risk Management*. McGraw-Hill.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108-116.
- Domingos, P. (2015). *The Master Algorithm*. Basic Books.
- Dwivedi, Y., Hughes, L., & Ismagilova, E. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994.
- Ghosh, S. (2018). Role of AI in Banking and Financial Services. *International Journal of Engineering and Management Research*, 8(6), 33-36.
- Gonzales, M. (2022). *Evaluación del riesgo crediticio mediante inteligencia artificial en MYPES de Pasco*. Universidad Continental – Filial Pasco.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016a). *Deep Learning*. MIT Press.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016b). *Deep Learning*. MIT Press.
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2021). *Metodología de la investigación* (7.^a ed.). McGraw-Hill.
- Huamán, J., & Cárdenas, L. (2023). *Uso de inteligencia artificial y riesgo crediticio en cajas municipales de la región Pasco*. Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión.

- Huamán, J., & Ríos, M. (2022). Barreras digitales en regiones altoandinas del Perú: El caso Pasco. *Revista de Ciencias Sociales Andinas*, 8(2), 134-148.
- Instituto Nacional de Estadística e Informática. (2023). *Compendio estadístico regional de Pasco 2023*. INEI. <https://www.inei.gob.pe>
- Jagtiani, J., & Lemieux, C. (2019a). The roles of alternative data and machine learning in fintech lending: Evidence from the LendingClub consumer platform. *Financial Management*, 48(4), 1009-1029.
- Jagtiani, J., & Lemieux, C. (2019b). The roles of alternative data and machine learning in fintech lending: Evidence from the LendingClub consumer platform. *Financial Management*, 48(4), 1009-1029.
- Jiménez, G., & Saurina, J. (2006). Credit cycles, credit risk, and prudential regulation. *International Journal of Central Banking*, 2(2), 65-98.
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15-25.
- Marr, B. (2020). *Artificial Intelligence in Practice*. Wiley.
- Marr, B. (2022). *Artificial Intelligence in Practice: How 50 Companies Are Already Using AI to Solve Problems*. Wiley.
- Mester, L. J. (1997). What's the Point of Credit Scoring? *Business Review*, 3, 3-16.
- Ministerio de la Producción. (2021). *Informe de acceso al financiamiento de MYPE en regiones del Perú*. Produce.
- Moreno, E. (2013, agosto 7). Metodología de investigación, pautas para hacer tesis. *Metodología de investigación, pautas para hacer tesis*. <https://tesis-investigacion-cientifica.blogspot.com/2013/08/limitaciones-del-problema-de.html>

- Murnan, J. (2004). Research Limitations and the Necessity of Reporting Them. *American Journal of Health Education*, 35(2), 66-67.
<https://doi.org/10.1080/19325037.2004.10603611>
- Nguyen, T., & Nguyen, H. (2020). Artificial Intelligence Applications in Credit Risk Evaluation: A Comparative Study of Machine Learning Models. *Journal of Finance and Data Science*, 6(1), 1-10.
- OECD. (2021). *Artificial Intelligence in Finance*. <https://www.oecd.org>
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2019). *Artificial intelligence in society*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/eedfee77-en>
- Oviedo, H. C., & Campo-Arias, A. (2005). Aproximación al uso del coeficiente alfa de Cronbach. *Revista Colombiana de Psiquiatría*, 34(4), 572-580.
- Poole, D., Mackworth, A., & Goebel, R. (2010). *Computational Intelligence: A Logical Approach*. Oxford University Press.
- Ramos, D., & Rojas, E. (2023). Efectividad de los sistemas de IA en la evaluación del riesgo financiero en bancos peruanos. *Revista Peruana de Ciencia Financiera*, 9(2), 77-88.
- Resti, A., & Sironi, A. (2007). *Risk Management and Shareholders' Value in Banking*. Wiley.
- Restrepo, O., & García, M. (2021). Inteligencia artificial y gestión del riesgo financiero: Oportunidades y retos. *Revista de Innovación Financiera*, 12(3), 45-59.
- Roberto Hernández-Sampiere, & Mendoza, C. (2018). *Metodología de la investigación* (Primera edición). MCGRAW-HILL INTERAMERICANA EDITORES, S.A. de C.V.
- Russell, S., & Norvig, P. (2021a). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4.^a ed.). Pearson.
- Russell, S., & Norvig, P. (2021b). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4.^a ed.). Pearson.

- Salazar, M. B., Icaza, M. de F., & Alejo, O. J. (2018). La importancia de la ética en la investigación. *Revista Universidad y Sociedad*, 10(1), 305-311.
- Sánchez, F. G. (2024). *Guía de tesis y proyectos e investigación. Segunda edición*. Centrum Legalis.
- Sánchez, P., & Morales, A. (2021). Aplicación de algoritmos inteligentes en el análisis crediticio de instituciones financieras en Cerro de Pasco. *Revista de Investigación Andina*, 5(1), 33-42.
- Saunders, A., & Allen, L. (2020). *Credit Risk Management In and Out of the Financial Crisis*. Wiley.
- Superintendencia de Banca, S. y A. (2022). *Informe anual del sistema financiero peruano*. SBS.
- Thomas, L., Edelman, D., & Crook, J. (2002). *Credit Scoring and Its Applications*. SIAM.
- Valdivia, J., & Vásquez, E. (2023a). Limitaciones de los modelos tradicionales de scoring crediticio en el Perú. *Revista Peruana de Economía y Finanzas*, 6(1), 22-37.
- Valdivia, J., & Vásquez, E. (2023b). Limitaciones de los modelos tradicionales de scoring crediticio en el Perú. *Revista Peruana de Economía y Finanzas*, 6(1), 22-37.
- Vara, A. A. (2015). *7 Pasos para elaborar una tesis* (Primera edición). Empresa Editora Macro EIRL.
- Vega, M. (2021). *Relación entre el uso de algoritmos inteligentes y la calidad de la evaluación crediticia en entidades bancarias de Lima*. Universidad del Pacífico.
- Wahlen, J., Baginski, S., & Bradshaw, M. (2018). *Financial Reporting, Financial Statement Analysis, and Valuation*. Cengage Learning.
- World Bank. (2020). *Artificial Intelligence in Financial Services: Opportunities and Risks for Emerging Markets*. <https://www.worldbank.org>

- Zhang, Y., Li, X., & Sun, J. (2021). AI-Driven Credit Scoring: Enhancing Risk Assessment through Big Data Analytics. *International Journal of Financial Studies*, 9(3), 45-59.
- Zhou, Y. (2019). Advances in credit scoring models with alternative data. *Journal of Financial Risk Management*, 8(3), 145-160.

ANEXOS

ANEXO 01: Cuestionario

UNIVERSIDAD NACIONAL DANIEL ALCIDES CARRIÓN

INVESTIGACIÓN: “Relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025”

CUESTIONARIO: Dirigido a sesenta (60) trabajadores de las áreas de crédito y cobranza de cuatro (04) entidades bancarias privadas de la provincia de Pasco.

OBJETIVOS: Obtener datos de las variables: Uso de la inteligencia artificial y evaluación del riesgo crediticio.

INSTRUCCIÓN:

Lea usted con atención y conteste a todas las preguntas, su participación es de suma importancia, para el logro de los objetivos de la investigación, responda a las interrogantes marcando con una “X” una sola alternativa con relación al tema de investigación propuesto.

En desacuerdo	Moderada	De acuerdo
1	2	3

GRACIAS POR TU COOPERACIÓN

INFORMACIÓN GENERAL: Fecha: ____/____/2025.

V.I. USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL				
AUTOMATIZACIÓN DE PROCESOS		En desacuerdo 1	Moderada 2	De acuerdo 3
01	¿La entidad bancaria utiliza adecuadamente las herramientas automáticas para procesar solicitudes de crédito?			
02	¿La entidad bancaria utiliza un tiempo adecuado para analizar una solicitud de crédito usando IA?			
03	¿La entidad bancaria ha reducido el número de errores humanos en la evaluación crediticia desde que se aplica IA?			
PREDICCIÓN DEL RIESGO		En desacuerdo 1	Moderada 2	De acuerdo 3
04	¿La entidad bancaria considera tan preciso el modelo de IA para predecir el riesgo crediticio?			
05	¿La entidad bancaria emplea adecuadamente la IA en datos alternativos como redes sociales o historial de pagos digitales?			
06	¿La entidad bancaria con frecuencia actualiza los modelos de IA para el análisis crediticio?			
TOMA DE DECISIONES		En desacuerdo 1	Moderada 2	De acuerdo 3
07	¿En la entidad bancaria es adecuado el nivel de participación que tiene la IA, en la decisión final del otorgamiento de crédito?			
08	¿En la entidad bancaria la IA puede aprobar o rechazar créditos sin intervención humana?			
09	¿En la entidad bancaria el personal confía en los resultados que proporciona el sistema de IA?			

V.D. EVALUACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO				
IDENTIFICACIÓN DEL SOLICITANTE		En desacuerdo 1	Moderada 2	De acuerdo 3
01	¿La entidad bancaria mediante la IA accede fácilmente a información del cliente para su evaluación?			
02	¿La entidad bancaria utiliza las herramientas de la IA para verificar la identidad del solicitante?			
03	¿La entidad bancaria permite obtener datos de clientes sobre su historial crediticio mediante la IA?			
ANÁLISIS DE CAPACIDAD DE PAGO		En desacuerdo 1	Moderada 2	De acuerdo 3
04	¿La entidad bancaria evalúa la proporción de la deuda frente a ingresos, en la evaluación crediticia mediante la IA?			
05	¿La entidad bancaria considera el tiempo en el empleo actual del prestamista como indicador de capacidad de pago?			
06	¿La entidad bancaria identifica adecuadamente el nivel de ingreso mensual del prestamista, para otorgar un crédito promedio?			
CLASIFICACIÓN DEL RIESGO		En desacuerdo 1	Moderada 2	De acuerdo 3
07	¿La entidad bancaria clasifica a los clientes prestamista por el nivel de riesgo (alto, medio, bajo)?			
08	¿La entidad bancaria estima adecuadamente la probabilidad de incumplimiento de pago de sus clientes?			
09	¿La entidad bancaria establece la tasa de interés de los préstamos según el perfil de riesgo del solicitante?			

ANEXO 02: Procedimiento de validez y confiabilidad

Resumen de procesamiento de casos

		N	%
Casos	Válido	60	100,0
	Excluido ^a	0	,0
	Total	60	100,0

a. La eliminación por lista se basa en todas las variables del procedimiento.

Estadísticas de fiabilidad

Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,988	,989	18

Estadísticas de elemento de resumen

	Media	Mínimo	Máximo	Rango	Máximo / Mínimo	Varianza	N de elementos
Medias de elemento	2,547	2,400	2,633	,233	1,097	,005	18
Varianzas de elemento	,413	,270	,627	,357	2,321	,012	18
Covarianzas entre elementos	,338	,157	,569	,412	3,626	,007	18
Correlaciones entre elementos	,833	,397	,980	,583	2,466	,021	18

ANEXO 03: Matriz de consistencia

“Relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025”

PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	OBJETIVO	HIPÓTESIS	VARIABLES E INDICADORES.	METODOLOGÍA INVESTIGACIÓN	TÉCNICAS Y HERRAMIENTAS	POBLACIÓN Y MUESTRA.
PROBLEMA GENERAL: ¿Cuál es la relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025?	OBJETIVO GENERAL: Establecer la relación entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.	HIPÓTESIS GENERAL: Existe una relación significativa entre el uso de la inteligencia artificial y la evaluación del riesgo crediticio en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.	VI: Uso de la inteligencia artificial. VD: Evaluación del riesgo crediticio.	MÉTODO DE INVESTIGACIÓN. No experimental cuantitativo.	TÉCNICAS: - Entrevista.	POBLACIÓN: Setenta (70) trabajadores de las áreas de crédito y cobranza de cuatro (04) entidades bancarias privadas de la provincia de Pasco.
PROBLEMAS ESPECÍFICOS: ¿Cuál es la relación entre la automatización de procesos y la identificación del solicitante en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025?	OBJETIVOS ESPECÍFICOS: Establecer la relación entre la automatización de procesos y la identificación del solicitante en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.	HIPÓTESIS ESPECÍFICOS: Existe una relación significativa entre la automatización de procesos y la identificación del solicitante en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.	VI: Uso de la inteligencia artificial. DIMENSIONES: X1 Automatización de procesos. X2 Predicción del riesgo. X3 Toma de decisiones.	TIPO DE INVESTIGACIÓN. Investigación aplicada.	HERRAMIENTAS: - Cuestionario	MUESTRA Sesenta (60) trabajadores de las áreas de crédito y cobranza de cuatro (04) entidades bancarias privadas de la provincia de Pasco.
¿Cuál es la relación entre la predicción del riesgo y el análisis de capacidad de pago en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025?	Establecer la relación entre la predicción del riesgo y el análisis de capacidad de pago en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.	Existe una relación significativa entre la predicción del riesgo y el análisis de capacidad de pago en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.	VD: Evaluación del riesgo crediticio. DIMENSIONES: Y1 Identificación del solicitante. Y2 Análisis de capacidad de pago. Y3 Clasificación del riesgo.	DISEÑO DE INVESTIGACIÓN. Transeccional o transversal: Correlacional.	TRATAMIENTO DE DATOS. - Prueba de fiabilidad de alfa de Cronbach. - Excel. - SPSS versión 25.	
¿Cuál es la relación entre la toma de decisiones y la clasificación del riesgo en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025?	Establecer la relación entre la toma de decisiones y la clasificación del riesgo en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.	Existe una relación significativa entre la toma de decisiones y la clasificación del riesgo en bancos privados, en la provincia de Pasco, 2025.		X1 _____ Y1 X2 _____ Y2 X3 _____ Y3	TRATAMIENTO ESTADÍSTICO. Según prueba de normalidad.	