

Universidad Nacional de ingeniería

Facultad de Ingeniería Económica, Estadística y Ciencias Sociales



TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL

Identificación de segmentos de mayor riesgo mediante arboles de decisión para disminuir el índice de riesgo en la colocación de préstamo

Para obtener el Título Profesional de Licenciado en Estadística

Elaborado por:

LUIS ALBERTO VERA RIVERA

 [0009-0002-3315-2230](#)

Asesor:

Mag. RITA ROCIO GUZMAN LOPEZ

 [0000-0002-8723-5413](#)

**LIMA – PERÚ
2025**

Citar/How to cite	Vera Rivera [1]
Referencia/Reference	[1] L. Vera Rivera, “ <i>Identificación de segmentos de mayor riesgo mediante arboles de decisión para disminuir el índice de riesgo en la colocación de préstamo</i> ” [Tesis]. Lima (Perú): Universidad Nacional de Ingeniería, 2025.
Estilo/Style: IEEE (2020)	

Citar/How to cite	(Vera, 2025)
Referencia/Reference	Vera, L. (2025). <i>Identificación de segmentos de mayor riesgo mediante arboles de decisión para disminuir el índice de riesgo en la colocación de préstamo</i> . [Tesis, Universidad Nacional de Ingeniería]. Repositorio institucional Cybertesis UNI.
Estilo/Style: APA (7ma ed.)	

Dedicatoria

A mis padres Alberto y Elsa, por su apoyo incondicional y el gran ejemplo de perseverancia y dedicación para lograr los objetivos propuestos A mi esposa María y mis hijas, que son el gran ejemplo para seguir mejorando profesional y personalmente.

Resumen

El riesgo al que se enfrentan las instituciones financieras cuando otorgan créditos es conocido como el riesgo de crédito, el cual está relacionado al incumplimiento de los pagos del crédito por parte de los clientes. Este incumplimiento ocasiona que la entidad financiera tenga que constituir mayores provisiones que afectan la utilidad de la institución. Para monitorear y mitigar este tipo de riesgo, existen varias metodologías que permiten conocer la calidad del crédito y las posibles pérdidas que puede afrontar estas. Una de estas metodologías que se utiliza para medir la calidad del crédito es el análisis de cosechas, el cual permite observar y analizar el comportamiento de las colocaciones de crédito en una ventana de tiempo determinada. Para el seguimiento se utiliza el indicador del índice de riesgo a 12 meses de maduración donde la entidad tiene definida el límite del apetito del riesgo. En ese sentido, el presente estudio tiene como objetivo identificar los segmentos de clientes con mayor nivel de riesgo en el producto de préstamo personal en una institución financiera, a fin de evitar pérdidas económicas por el mayor nivel de provisiones requeridas. Para identificar los segmentos de mayor nivel de riesgo crediticio se utilizará arboles de decisión con la técnica de Arboles de Clasificación CHAID, en cada nodo se determina el índice de riesgo; asimismo, estos segmentos al tener un mayor nivel de riesgos se excluirán de la actual política de créditos. Finalmente, al excluir los segmentos con mayor nivel de riesgo se tiene que el nivel de riesgo se encuentra dentro del límite de apetito de riesgo.

Palabras Clave: riesgo de crédito, análisis de cosechas, segmentación, árbol de decisión.

Abstract

The risk faced by financial institutions when granting loans is known as credit risk, which is related to default on loan payments by customers. This non-compliance causes the financial institution to make greater provisions that affect the institution's profit. In order to monitor and mitigate this type of risk, there are several methodologies that allow us to know the credit quality and the possible losses that the institution may face. One of these methodologies used to measure credit quality is the vintage analysis, which makes it possible to observe and analyze the behavior of credit placements in a given time window. For the follow-up, the risk index indicator is used at 12 months of maturity where the entity has defined the risk appetite limit. In this sense, the objective of this study is to identify the client segments with the highest level of risk in the personal loan product in a financial institution, in order to avoid economic losses due to the higher level of provisions required. In order to identify the segments with the highest level of credit risk, decision trees will be used with the CHAID Classification Trees technique, in each node the risk index is determined; likewise, these segments will be excluded from the current credit policy since they have a higher level of risk. Finally, by excluding the segments with the highest level of risk, the level of risk is within the risk appetite limit.

Keywords: credit risk, vintage analysis, segmentation, decision tree

Índice

Resumen.....	iv
Abstract	v
Índice de Figuras.....	viii
Índice de Tablas	ix
Introducción	x
CAPITULO I: Antecedentes	1
1.1 Entorno	1
1.2 Entidad financiera.....	3
1.3 Área de Riesgos.....	4
1.4 Formulación del Problema	7
1.5 Problema general	7
1.5.1 Problema específico.....	7
1.6 Objetivo General	7
1.6.1 Objetivo Especifico	7
CAPÍTULO II: Revisión Bibliográfica.....	9
2.1 Sistema financiero en el Perú	9
2.2 Administración de Riesgos.....	12
2.3 Riesgo de Crédito	15
2.4 Provisiones de crédito.....	18
2.5 Gobierno de datos.....	21
2.6 Análisis de Cosechas	23
2.6.1 Metodología de Análisis de Cosechas.....	24
2.6.2 Utilidad del análisis de cosechas.	27

2.7	Arboles de Clasificación.....	28
2.7.1	Definición de Árboles de Clasificación.....	28
2.7.2	Elementos de los árboles de clasificación	31
2.7.3	Utilidad de procedimiento de los árboles de clasificación	32
2.7.4	Ventajas y desventajas de los árboles de clasificación.....	33
2.7.5	Descripción de algoritmos de árboles de clasificación.....	34
2.8	Método CHAID	35
2.8.1	Criterios para CHAID.....	39
2.8.2	Ventajas del Algoritmo CHAID	41
	CAPÍTULO III: Metodología de la Investigación	42
3.1	Tipo de investigación	42
3.2.	Identificación de variables.....	42
3.3	Población	45
3.4	Instrumento de recopilación de datos	46
	CAPÍTULO IV: Procedimiento del Análisis de Datos.....	47
	CAPÍTULO V: Resultados y Análisis	49
5.1	Análisis de cosechas	49
5.2	Análisis Univariado y Bivariado	50
5.3	Árbol de clasificación CHAID	54
5.4	Estimación de impacto en los niveles de riesgos.....	60
	Conclusiones	62
	Recomendaciones	65
	Referencias Bibliográficas	66

Índice de Figuras

Figura 1	<i>Organigrama del área de Riesgos.....</i>	<i>5</i>
Figura 2	<i>Actividades del proceso de gestión de riesgos</i>	<i>13</i>
Figura 3	<i>Tipo de riesgos financieros</i>	<i>14</i>
Figura 4	<i>Framework gobierno de datos</i>	<i>22</i>
Figura 5	<i>Principios de los datos</i>	<i>23</i>
Figura 6	<i>Matriz de análisis de cosechas.....</i>	<i>25</i>
Figura 7	<i>Seguimiento de cosechas a 12 meses de maduración</i>	<i>25</i>
Figura 8	<i>Clasificación de las técnicas de Data Mining.....</i>	<i>29</i>
Figura 9	<i>Esquema del algoritmo CHAID</i>	<i>36</i>
Figura 10	<i>Evolutivo del Índice de Riesgos de cosechas con maduración a 6, 9 y 12 meses</i>	<i>50</i>
Figura 11	<i>Árboles de decisión según condición laboral.....</i>	<i>54</i>
Figura 12	<i>Árboles de decisión según condición laboral dependiente</i>	<i>56</i>
Figura 13	<i>Árboles de decisión según condición laboral independiente formal</i>	<i>57</i>
Figura 14	<i>Árboles de decisión laboral según condición laboral independiente informal.....</i>	<i>58</i>

Índice de Tablas

Tabla 1 Número de empresas en el sistema financiero.	10
Tabla 2 Tipos de crédito en el sistema financiero.	10
Tabla 3 Tasa de provisión según días de atraso.	19
Tabla 4 Esquema de resultados financieros	20
Tabla 5 Descripción de variables	45
Tabla 6 Análisis de cosechas con maduración hasta 12 meses.....	49
Tabla 7 Tabla de frecuencia de las variables.....	51
Tabla 8 Tabla de contingencia de variables.....	53
Tabla 9 Descripción de los segmentos de mayor nivel de riesgo y los niveles de riesgo (IR12). 59	
Tabla 10 Segmentos con mayor nivel de riesgo.	59
Tabla 11 Impacto de los segmentos con mayor nivel de riesgo	60

Introducción

En la actualidad es muy importante que las entidades financieras realicen el seguimiento de las colocaciones de créditos de los productos financieros y contar con políticas alineadas al límite de apetito de riesgo, con la finalidad de evitar pérdidas económicas en las instituciones financieras. Uno de los principales productos en la entidad financiera es la de préstamos personales.

En el proceso de seguimiento de las colocaciones de crédito, un indicador que mide el nivel de riesgo de la calidad de las colocaciones es el Índice de Riesgo (IR); el cual es obtenido mediante su evaluación en ventanas de tiempo de observación, dicho indicador mide el porcentaje de provisiones que generan las colocaciones de crédito.

Las desviaciones originadas por el incremento en las provisiones ocasionan pérdidas financieras; por ello, la entidad financiera busca identificar segmentos que originan desviaciones con la finalidad de excluir dichos segmentos en las políticas de crédito.

Con el objetivo de cumplir lo antes mencionado, se realiza el seguimiento mediante el análisis de cosechas y técnica estadísticas del método CHAID a partir de árboles de decisión. El modelamiento de los datos nos permitió tener información de los desembolsos y variables que ayudan a explicar los segmentos que originan desviaciones de la colocación.

La metodología aplicada nos permitió identificar las desviaciones de las colocaciones de crédito, los segmentos de mayor nivel de riesgos y las variables que explican el mayor incremento de provisiones y así disminuir el Índice de Riesgo acorde a lo establecido por la entidad financiera.

CAPITULO I

Antecedentes

1.1 Entorno

El sistema financiero es el conjunto de organizaciones públicas y privadas por medio de las cuales se captan, administran y regulan los recursos financieros que se negocian entre los diversos agentes económicos del país. El sistema financiero recibe el ahorro o excedente producido por las personas, empresas e instituciones y posibilita que se traslade hacia otras empresas y personas que requieran estos fondos.

El proceso de intermediación financiera es aquel por medio del cual una entidad traslada los recursos de los ahorristas (personas con excedente de dinero, superavitarios o excedentarios) directamente a las empresas o personas que requieran de financiamiento (personas que necesiten dinero o deficitarios).

Las empresas del sistema financiero (intermediarios financieros) tienen la responsabilidad de velar por el dinero de los ahorristas y generar un interés sobre sus depósitos; asimismo, se encargan de evaluar al deudor (persona a la cual se le presta el dinero) y de hacer que cumpla sus obligaciones de pago. (Guía del docente. 2017)

Todas las entidades de intermediación financiera están expuestas a diversos riesgos; en ese sentido, en la labor diaria de colocar créditos asumen un riesgo crediticio, el cual es entendido como: “la posibilidad de pérdidas por la incapacidad o falta de voluntad de los deudores, emisores, contrapartes, o terceros obligados, para cumplir sus obligaciones contractuales” (Artículo 23° de la Resolución SBS N° 272 – 2017)

La materialidad de dicho riesgo crediticio se ve reflejado en las provisiones para incobrabilidad de créditos, que, en el caso de Perú, depende de los días de atraso y los tipos

de garantías que respaldan las obligaciones. Las provisiones son reservar económicas que se crean para cubrir posibles pérdidas en los créditos.

Las entidades financieras de intermediación financiera deberán definir su Apetito de Riesgo, el cual es entendido como: “el nivel de riesgo que la empresa está dispuesta a asumir dentro de su capacidad de riesgo, para alcanzar sus objetivos.” (Literal a) del Artículo 2° de la Resolución SBS N° 272 – 2017).

Las entidades financieras establecen niveles de apetito de riesgo que garanticen el riesgo dispuesto a asumir por las entidades. En esa línea, con el fin de asegurar que los niveles de riesgo estén alineados con el apetito se realiza el seguimiento de riesgo de las colocaciones.

Por otro lado, la capacidad de riesgo se define como: “el nivel máximo de riesgo que puede asumir una empresa dados sus recursos actuales, requerimientos regulatorios y obligaciones contractuales” (Literal c) del Artículo 2° de la Resolución SBS N° 272 – 2017).

La magnitud del apetito al riesgo dependerá de cada entidad de intermediación financiera. Por ejemplo, aquellas que están dispuestas a asumir un mayor apetito exigirán una mayor rentabilidad – expresada en mayor tasa de interés activa para sus colocaciones –, para compensar el mayor riesgo.

Asimismo, es importante monitorear la cartera de colocaciones a través de herramientas, tales como: Análisis de provisión, análisis de cosechas, matrices de transacción, entre otras, que aseguren el nivel de riesgo dentro de los límites de apetito.

Los préstamos personales son un financiamiento que una entidad financiera otorga a personas naturales para que obtengan dinero en efectivo. Los cuales, se utilizan para cubrir necesidades de individuales como pagar deudas, financiar estudios, viajes, entre otros.

Los créditos de consumo de préstamos personales no revolventes son otorgados a personas naturales, con la finalidad de atender al pago de bienes servicios o gasto no relacionados con actividades de comercialización, préstamos de servicios u otras actividades empresariales. Los créditos comprenden las modalidades de préstamos de libre disponibilidad, préstamos para automóviles, préstamos bajo descuento de planillas y arrendamiento financiero.

1.2 Entidad financiera

La entidad financiera es una de las instituciones más importantes del sector retail y consumo, es una empresa que tiene oficinas a nivel nacional y cuenta con una participación importante dentro del sector financiero.

La entidad financiera tiene productos de tarjeta de crédito, préstamos personales y disposición de efectivo de tarjeta de crédito, todos ellos son tipos de crédito destinados al consumo.

La colocación de los productos financieros en la entidad financiera se realiza a través de base de datos aprobada de clientes y prospectos, las cuales se generan a partir de políticas de créditos diferenciadas para cada producto; es decir, se tienen campañas de tarjetas de créditos, campañas de préstamos personales y campañas de disposición de efectivo.

Uno de los objetivos del plan estratégico de la institución financiera es el tener un crecimiento sostenido en los préstamos personales, teniendo una adecuada calidad de cartera, manteniendo los niveles de riesgos acorde al apetito de riesgos establecido, que aseguren la rentabilidad en la entidad financiera; es así que, en el 2014 se tenía una participación en préstamos personales de 37% y para el 2015 la participación es de 49%.

La entidad financiera tiene un crecimiento en las colocaciones, logrando incrementar su participación, sin embargo, ha venido presentando desviaciones en el nivel de riesgo de crédito en el producto préstamos personales la cual está ocasionando el incremento de provisiones.

El presente trabajo se focaliza en préstamos personales de tipo consumo no revolvente, se considera colocaciones de crédito desde marzo de 2015 hasta agosto de 2015, durante este periodo se tiene un incremento en el nivel de riesgo de crédito y desviación respecto al apetito de riesgo, el objetivo es identificar segmentos que ocasionan altos niveles de riesgo, con la finalidad de excluirllos y así lograr que el nivel de riesgo vuelva a situarse dentro de los límite de apetito que ha establecido la institución financiera.

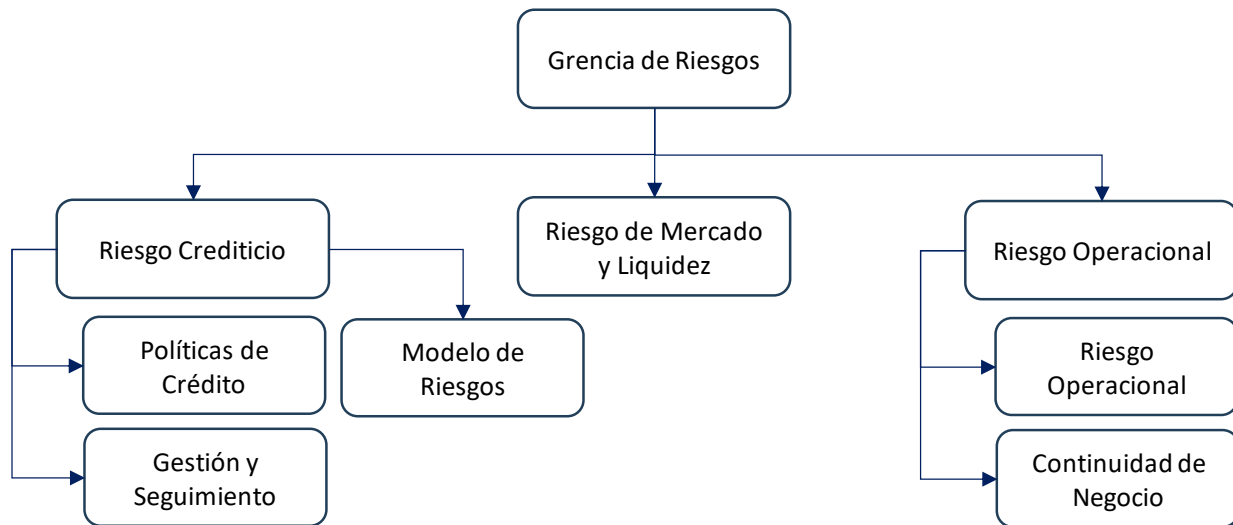
1.3 Área de Riesgos

La entidad financiera, tiene una estructura organizacional alineada a la gestión integral del riesgo, así como las funciones y responsabilidades de los involucrados; encontrándose en línea con la Gestión Integral de Riesgos a través de la cual directores, gerentes y colaboradores están en proceso continuo de identificación de riesgos.

Según la figura 1, la gerencia de riesgos está conformada por las áreas de riesgo crediticio, riesgo de mercado y liquidez y riesgo operacional. Como se puede observar se cuenta con un área especializada para la gestión de riesgo de crédito.

Figura 1

Organigrama del área de Riesgos



El área de riesgo de crédito tiene como objetivo preservar la solidez financiera y patrimonial de la entidad financiera de forma acorde con sus estrategias establecidas de crecimiento y rentabilidad. El área tiene tres unidades que le permite realizar la gestión del riesgo de crédito:

- Unidad de políticas de crédito
- Unidad de gestión y seguimiento
- Unidad de modelos de riesgos

Estas tres unidades cumplen funciones que garantizan la correcta gestión asociada al riesgo de crédito, la unidad de gestión y seguimiento es la encargada de realizar los controles necesarios, generar las alertas ante desviaciones o posibles desviaciones del riesgo, así como realizar propuestas de tipo preventivas y correctivas para la adecuada gestión del riesgo.

Entre las principales funciones en el seguimiento del riesgo de crédito tenemos:

- Analizar el comportamiento de los clientes en la entidad y en el sistema financiero.
- Identificar, analizar, evaluar, medir y supervisar los riesgos y amenazas en la organización.
- Desarrollar sistema de alertas tempranas sobre indicadores que tengan límites de concentración y calidad de cartera.
- El Seguimiento de los indicadores y las medidas adoptadas de mitigación de riesgo son tratadas mensualmente en el Comité de Riesgo de Crédito.

“La Gestión Integral de Riesgos es un proceso efectuado por el directorio, la gerencia y el personal aplicado a toda la empresa y en la definición de su estrategia, diseñado para identificar potenciales eventos que pueden afectarla, gestionarlos de acuerdo a su apetito por el riesgo y proveer una seguridad razonable en el logro de sus objetivos.” (Artículo 22° de la Resolución SBS N° 272 – 2017).

La colocación de préstamos personales se realiza a través de campañas de bases de clientes y prospectos que son originadas de forma mensual por el área de riesgos. Dichas campañas se generan a través de reglas establecidas en las políticas de créditos.

Las campañas de préstamos personales utilizan entre sus políticas modelos de credit scoring, la entidad financiera ha desarrollado los modelos de comportamiento con información interna y modelos de Buró con información externa.

El seguimiento de las colocaciones de los créditos personales la realiza el área de riesgo de forma periódica, cuyo objetivo es asegurar que el nivel de riesgo crediticio de las colocaciones se encuentre dentro del apetito de riesgo.

En los últimos meses se ha identificado que el nivel de riesgos en la campaña de préstamos personales ha venido incrementando y se encuentra por encima del apetito de riesgo.

1.4 Formulación del Problema

La entidad financiera ha presentado incremento en el nivel de riesgo crediticio y desviación respecto al apetito de riesgo en el producto de préstamos personales, por ello se debe identificar los segmentos que ocasionan estas desviaciones por tener un mayor nivel de riesgo.

1.5 Problema general

¿Disminuye el índice de riesgo por debajo del límite de apetito de riesgo establecido cuando son retirados los segmentos de mayor riesgo crediticio?

1.5.1 Problema específico

- ¿Cuáles son los segmentos con mayor riesgo crediticio que ocasionan desviaciones respecto al límite establecido?
- ¿Cuál es el nivel de riesgo que contienen los segmentos de mayor riesgo crediticio?

1.6 Objetivo General

Determinar el índice de riesgo excluyendo los segmentos de mayor nivel de riesgo crediticio.

1.6.1 Objetivo Especifico

- Identificar los segmentos de mayor riesgo crediticio que ocasionan desviaciones respecto al límite establecido.
- Calcular el nivel de riesgo que contienen los segmentos de mayor riesgo crediticio

Alcance

El presente trabajo se centra en el seguimiento y control del riesgo de crédito de los préstamos personales de la institución financiera, a través del análisis de cosechas considerando como indicador la tasa de provisiones de las colocaciones de préstamos personales, para determinar el indicador se realizó el levantamiento del historial crediticio de los créditos considerando una ventana de comportamiento de 12 meses.

En el análisis de muestra el comportamiento de las colocaciones y el límite de apetito establecido por la institución financiera, mostrando desviaciones en el riesgo de las colocaciones de los préstamos personales.

La institución financiera genera la colocación de préstamos personales a través de campañas de base de datos aprobadas. Las campañas se generan a través de las políticas de crédito, dichas políticas consideran el uso de modelos de score de riesgo: internos a través de información del cliente y, externos a través de información del Buró de créditos.

El uso de árboles de decisión se utiliza para determinar los segmentos de mayor riesgo que ocasionan desvíos respecto al apetito de riesgo, para al análisis de los segmentos se consideró los modelos de riesgos y otras variables relacionadas al proceso de otorgamiento de créditos.

En el análisis excluimos los segmentos de mayor riesgo de tal manera que las colocaciones tengan un nivel de riesgo dentro del apetito de riesgo.

CAPÍTULO II

Revisión Bibliográfica

2.1 Sistema financiero en el Perú

De acuerdo a Parodí (2020), el sistema financiero tiene como función la intermediación financiera, cuyas instituciones o entidades están reguladas por la Superintendencia de Banca y Seguros y AFP (SBS) y el mercado financiero regulado por la Superintendencia del Mercado de Valores (antes, Conasev), organismo dependiente del Ministerio de Economía y Finanzas (MEF).

Según la guía del docente (2017), el proceso de intermediación financiera es aquel por medio del cual una entidad, traslada los recursos de los ahorristas (personas con excedente de dinero, superavitarios o excedentarios) directamente a las empresas o personas que requieren de financiamiento (personas que necesitan dinero o deficitarios).

A través de la Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánica de la SBS. Ley N° 26702 (2023), la misma que establece el marco regulatorio y supervisión a que se someten las empresas que operan en el sistema financiero y de seguros.

El sistema financiero está conformado por 62 empresas; de ellas, 17 empresas son del sector bancario, 12 empresas financieras, 31 empresas microfinancieras y 2 empresas de arrendamiento financiero. A setiembre de 2015, el saldo de créditos directos del sistema financiero alcanzó los S/. 250,771 millones.

Tabla 1*Número de empresas en el sistema financiero.*

Tipo de empresas	Número de Empresas.	% Participación
Empresas bancarias	17	27.4
Empresas financieras	12	19.4
Empresas microfinancieras	31	50.0
Empresas de arrendamiento financiero	2	3.2
Total	62	100.0

Nota: Evolución del sistema financiero – SBS.

Según la SBS, las empresas del sistema financiero peruano tienen hasta 8 tipos de créditos, en la tabla 2, se puede observar el detalle de los tipos de crédito. En la entidad financiera tenemos créditos personales de consumo revolvente y no revolvente; sin embargo, el análisis se va a centrar en créditos de tipo consumo no revolvente.

Tabla 2*Tipos de crédito en el sistema financiero.*

Tipos de crédito	Descripción del tipo de crédito
Corporativos	Son aquellos créditos otorgados a personas jurídicas que han registrado un nivel de ventas anuales mayor a S/. 200 millones en los dos (2) últimos años.
Grandes empresas	Son aquellos créditos otorgados a personas jurídicas con ventas anuales entre S/. 20 millones y S/. 200 millones, últimos dos (2) años.
Medianas empresas	Son aquellos créditos otorgados a personas jurídicas con endeudamiento superior a S/. 300.000 en los últimos seis (6) meses.
Pequeñas empresas	Son aquellos créditos destinados a financiar actividades de producción, comercialización o prestación de servicios, otorgados a personas naturales o jurídicas, cuyo endeudamiento se encuentran entre S/. 20,000 y S/. 300,000.

Microempresas	Son aquellos créditos destinados a financiar actividades de producción, comercialización o prestación de servicios, otorgados a personas naturales o jurídicas, cuyo endeudamiento es menor a S/. 20,000 en los últimos seis (6) meses.
Consumo revolvente	Son aquellos créditos revolventes otorgados a personas naturales, con la finalidad de atender el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con la actividad empresarial.
Consumo no evolvente	Son aquellos créditos no revolventes otorgados a personas naturales, con la finalidad de atender el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con la actividad empresarial.
Hipotecarios para vivienda	Son créditos otorgados a personas naturales para la adquisición, construcción, refacción, remodelación, ampliación, mejoramiento y subdivisión de vivienda propia

Nota: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP

Los créditos de consumo son préstamos de corto o mediano plazo dirigidos a personas naturales que tienen como fin la adquisición de bienes de consumo o pago de servicios tales como electrodomésticos, compra de pasajes aéreos, pagos de estudio de post grado, entre otros, según las necesidades de cada cliente. Este tipo de créditos tienen un plazo determinado y número de cuotas, por lo general sucesivas e iguales, previamente pactadas con el cliente en el que incluye una tasa de interés compensatoria.

Según resolución SBS N°11353 – 2009, los créditos de consumo son de dos tipos:

- **Créditos revolventes:** Son aquellos créditos en los que se permite que el saldo fluctúe en función de las decisiones del deudor. Incluye las modalidades de avances en cuenta corriente, tarjetas de crédito, sobregiros en cuenta corriente, préstamos y otros créditos revolventes. Asimismo, se consideran dentro de este tipo de crédito los productos que permiten reutilizaciones parciales, es decir, que tienen un componente revolvente y otro no revolvente.
- **Créditos no revolventes:** Son aquellos créditos reembolsables por cuotas, siempre que los montos pagados no puedan ser reutilizables por el deudor. En este tipo de crédito

no se permite que los saldos pendientes fluctúen en función de las propias decisiones del deudor.

2.2 Administración de Riesgos

Según De Lara (2014), el riesgo es un aspecto relacionado con la psicología del ser humano, con las matemáticas, la estadística y la experiencia adquirida a través de los años. La función de la administración de riesgos es en esencia un método racional y sistemático para entender los riesgos, medirlos y controlarlos en un entorno en el que prevalecen instrumentos financieros sofisticados, mercados financieros que se mueven con gran rapidez y avances tecnológicos en los sistemas de información que marcan nuestra era.

De Lara (2014), menciona que la palabra riesgo proviene del latín *risicare*, que significa atreverse o transitar por un sendero peligroso. En realidad, tiene un significado negativo, relacionado con peligro, daño, siniestro o pérdida. Sin embargo, el riesgo es parte inevitable de los procesos de toma de decisiones en general y de los procesos de inversión en particular según lo mencionado.

Según De Lara (2014), el objetivo de la administración de riesgo busca asegurar de que una institución o inversionista no sufra pérdidas económicas inaceptables (no tolerables), esto se logra, entendiendo los riesgos que toma la institución, midiendo dichos riesgos, estableciendo controles de riesgos y comunicando dichos riesgos a los órganos colegiados correspondientes como el comité de riesgos o consejo de administración.

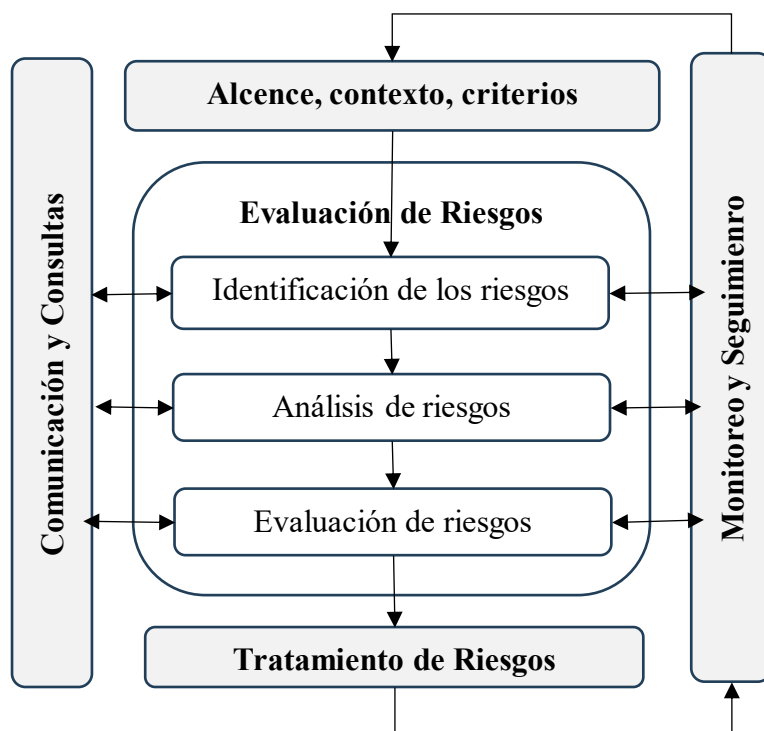
Según Casares I. y Lizarzaburu E. (2016), el proceso de gestión de riesgo debería ser una parte integral de la gestión y estar adaptado al proceso de negocio de la organización, recogiendo la cultura y prácticas. Esto incluye los 5 componentes de establecimiento del contexto: evaluación de riesgo con la identificación, análisis y evaluación cualitativa y

cuantitativa de los riesgos; el tratamiento del riesgo para la toma de decisiones; la comunicación y consulta; el monitoreo y revisión

Según la Norma Internacional ISO 31000 (2018), el proceso de administración/gestión de riesgos implica la aplicación sistemática de políticas, procedimientos y prácticas a las actividades de comunicación y consulta, establecimiento del contexto y evaluación, tratamiento, seguimiento, revisión, registros y reportes de los riesgos. Este proceso se ilustra en la figura 2.

Figura 2

Actividades del proceso de gestión de riesgos



Nota: Tomado de Norma Internacional ISO 13000 (2018)

Según Casares I. y Lizarzaburu E. (2016), dentro de las empresas, los administradores de los riesgos son los responsables del manejo de los planes de acción y deben asegurar su

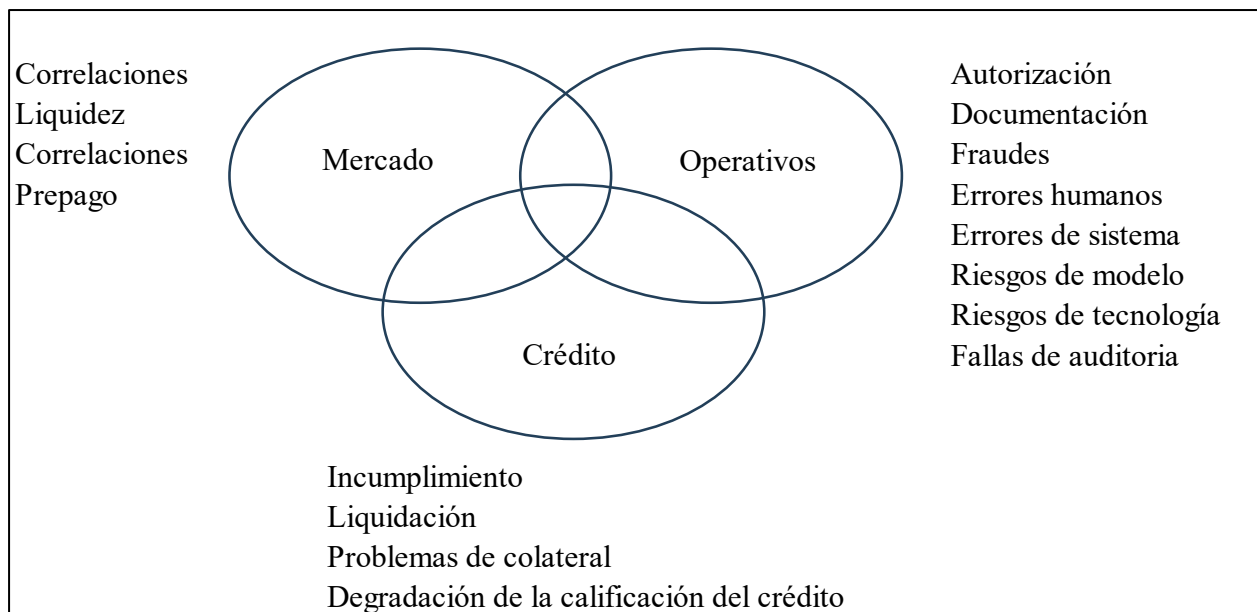
efectividad al momento de implementarlos. Los Riesgos están asociados a diversos conceptos uno de ellos es la incertidumbre, situación que hace importante el uso de herramientas estadísticas para evaluarlos y sobre todo gestionarlos.

Lo importante de los riesgos es identificarlos. Si se identifican se pueden gestionar, si se gestionan se pueden monitorear y establecer planes de acción y de mejora.

Según la figura 3, se muestra los diferentes tipos de riesgos financieros que gestionan las entidades financieras, en el presente trabajo el riesgo relacionado al análisis es el de riesgo de crédito, derivado por el incumplimiento de los pagos.

Figura 3

Tipo de riesgos financieros



Nota: Tomado De Lara (2014)

De Lara (2014), menciona que el papel de la alta dirección es de definir políticas y controles asegurándose de que estén por escrito en un documento que sirva de base a clientes, reguladores y auditores. Las políticas deben incluir los límites que deben respetar las áreas de

negocios. Del mismo modo, el autor menciona que debe existir independencia en la medición de riesgos, el objetivo es evitar conflicto de interés que pueden surgir cuando las áreas de negocios emiten sus propios reportes, miden sus propios riesgos y se monitorean a sí mismas, la administración de riesgos debe ser independientes de las áreas de *Back Office* y *Front Office*. Otro punto por considerar en la administración de riesgos es la experiencia y conocimiento de estadística y sistemas, ya que la mayor parte de las técnicas para calcular el valor en riesgo tienen un fuerte soporte estadístico y la información debe ser entendible y accesible para medir el riesgo de manera oportuna.

2.3 Riesgo de Crédito

Según De Lara (2014), el riesgo de crédito es probablemente el riesgo más importante que enfrentan los bancos. Se puede definir como la pérdida potencial producto del incumplimiento de la contraparte en una operación que incluye un compromiso de pago.

En el mismo sentido, la Resolución SBS 3780-2011 define el riesgo de crédito como “La posibilidad de pérdidas por la incapacidad o falta de voluntad de los deudores, contrapartes, o terceros obligados, para cumplir sus obligaciones contractuales registradas dentro o fuera del balance”

Por su parte, el BID (2011), en su documento de nota de supervisión sobre la gestión de riesgo de crédito, señala que Los Principios definen al riesgo crediticio como “*como el potencial de que... un prestatario o contraparte deje de cumplir sus obligaciones de acuerdo con términos acordados.*” Además, declaran que “*el objetivo de la gestión del riesgo crediticio es maximizar la tasa de rentabilidad [de la institución] ajustada según el riesgo manteniendo la exposición al riesgo crediticio dentro de parámetros aceptables.*”

El concepto gestión del riesgo de crédito, lo define la SBS en su Artículo 1° de la Resolución SBS N° 3780-2011, como un proceso para controlar el riesgo de crédito teniendo en cuenta los límites establecidos de acuerdo con la política interna, a su vez, esta política es aprobada por el Directorio, con el fin de lograr alcanzar sus objetivos de rentabilidad y eficiencia. El Directorio tiene la responsabilidad de aprobar y revisar la estrategia, objetivos, políticas, procedimientos y estructura organizacional para la gestión del riesgo de crédito.

Teniendo en cuenta estos conceptos, vemos que el riesgo crediticio es un factor importante para distintas entidades que optan por brindar crédito a sus clientes. La gestión de riesgo crediticio es una parte importante para las entidades financieras porque una entidad financiera tiene como principal giro de su negocio las colocaciones y captaciones.

Según Horne J. y Wachowicz J. (2010), indica que las variables de las políticas de crédito que consideramos incluyen:

- Calidad de las cuentas colocadas
- Duración del periodo de crédito
- Descuentos por pronto pago
- Programa de cobranzas

La Asociación de Supervisores Bancarios de las Américas (2008), estableció un grupo de trabajo con el objetivo de elaborar e identificar las buenas prácticas de supervisión y regulación del riesgo de crédito, este documento se hizo público bajo el nombre de “Sanas Prácticas de Gestión y Supervisión del Riesgo de Crédito en las Américas”, presidido por representantes de la SBS del Perú. Entre las buenas prácticas discutidas entre los miembros de este grupo de trabajo, se han hecho mención que las más representativas deben ser:

1. El Directorio debe estar comprometido con la adopción de los procedimientos de control.
2. Deben estar claramente delimitadas las funciones y responsabilidades entre los distintos órganos involucrados en la gestión de riesgo de crédito (negocios, riesgos, registro, control, seguimiento, cobranza)
3. Se deben desarrollar e implementar políticas de crédito sólidas y prudentes, orientadas a gestionar y controlar de manera efectiva el riesgo de crédito.
4. Recomendaciones acerca del desarrollo e implementación de procedimientos efectivos para el análisis, aprobación, desembolso, registro y seguimiento del crédito.
5. Recomendaciones acerca de los sistemas de información empleados para el seguimiento y control del riesgo de crédito.

Según Rayo, S. (2009), la inadecuada gestión del riesgo afecta a las cuentas patrimoniales y al resultado de la entidad financiera. El riesgo de crédito se puede gestionar mediante políticas conservadoras y diseño de procedimientos adecuados de admisión, seguimiento y recuperación, que incluye el soporte de diversas herramientas de proceso de información, así como sistemas propios de calificación de rating y herramientas automáticas de decisión (credit scoring, sistemas expertos, entre otros). Asimismo, el autor menciona que la entidad financiera también debe establecer límites de concentración de riesgos.

Según Millán J y Caicedo E, el credit scoring es un método estadístico para estimar la probabilidad de incumplimiento (default) de un prestatario, usando su información histórica y estadística para obtener un indicador que permita distinguir los buenos deudores de los malos deudores. Los modelos de scoring de crédito son empleados para evaluar el riesgo de crédito a nivel individual de un deudor o persona que este solicitando un crédito.

2.4 Provisiones de crédito

La provisión es una reserva económica que tienen las entidades financieras con el claro objetivo de cubrir posibles pérdidas que se pueden ocasionar.

La Resolución SBS 11356-2008, clasifica los tipos de provisión en:

- **Provisión genérica:** Las provisiones genéricas son aquellas que se constituyen, de manera preventiva, sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos de deudores clasificados en categoría Normal.
- **Provisión específica:** Las provisiones específicas son aquellas que se constituyen sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos de deudores a los que se ha clasificado en una categoría de mayor riesgo que la categoría Normal.

Asimismo, la Resolución SBS 11356-2008, define la clasificación crediticia del deudor de la cartera de Consumo según los días de atraso y las tasas mínimas de provisiones genéricas y específicas que las empresas deben constituir sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos.

Los créditos de préstamos personales de la institución financiera son establecidos por la SBS como cartera de Consumo.

En la tabla 3, se puede observar la categoría de riesgos según los días de atraso y la tasa de provisión que se asigna a los créditos, esta tabla se aplica para los créditos de consumo. Para atrasos de hasta 8 días se asigna una categoría de normal y una tasa de provisión de 1.0%, para atrasos de 9 a 30 días se asigna una categoría con problemas potenciales y una tasa de provisión de 5.0%, para atrasos de 31 a 60 días se asigna una categoría deficiente y una tasa

de provisión de 25.0%, para atrasos de 61 a 120 días se asigna una categoría de deficiente con una tasa de provisión de 60.0% y para créditos con más de 120 días de atraso se le asigna una categoría de pérdida y una tasa del 100.0%.

Tabla 3

Tasa de provisión según días de atraso.

Categoría de Riesgos	Categoría de Riesgos	Días de atraso	% Tasa de Provisión
Provisiones genéricas	Categoría Normal	Hasta 8 días	1.0%
	Categoría con Problemas Potenciales	De 9 a 30 días	5.0%
Provisiones específicas	Categoría Deficiente	De 31 a 60 días	25.0%
	Categoría Dudoso	De 61 a 120 días	60.0%
	Categoría Pérdida	Más de 120 días	100.0%

Nota: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP

Veamos un ejemplo, si un cliente con un préstamo personal, cuyo deuda o saldo es de S/. 10,000 y tiene un atraso de pago por 25 días, de acuerdo con la tabla 3, la categoría asignada es con problema potenciales y un factor de provisión según los atrasos de 5.0%, con ello podemos determinar el monto de provisión que corresponde al préstamo, multiplicando el saldo por el factor de provisión (S/. 10,000 x 5.0%), obteniendo como resultado una provisión de S/. 500.

En ese sentido, como podemos observar de la tabla 3, mientras mayor sean los días de atraso, mayor será las provisiones que la entidad financiera tendrá que constituir.

Las provisiones por créditos que constituyen las entidades financieras forman parte de los estados de resultados, si la entidad financiera tiene un incremento de provisiones mayor a lo presupuestado tendrían una reducción de utilidades o pérdidas económicas.

Al respecto, el estado de resultados es también conocido como estado de ganancia y pérdidas. El cual, es un reporte financiero que muestra de manera minuciosa la situación de la empresa; es decir, evidencia si obtuvo ganancia o pérdidas en el ejercicio de un ciclo contable.

En la tabla 4, se muestra la estructura con los componentes de los estados financieros de la entidad financiera, donde tenemos como primer resultado el margen financiero bruto; el cual, se determina como la diferencia entre el ingreso y el gasto financiero, luego tenemos a las provisiones por créditos directos cuyo resultado nos da el margen financiero neto, luego tenemos otras partidas que impacta en la utilidad neta de la entidad financiera. Como se puede observar las provisiones por créditos impacta de forma directa a los resultados de la empresa.

Tabla 4

Esquema de resultados financieros

Estado de resultados
(en millones de soles)
(+) Ingresos por intereses
(-) Gastos financieros por intereses
Margen financiero bruto
(-) Provisiones para créditos directos
Margen financiero neto
Margen operacional neto
Utilidad antes de impuestos
Utilidad neta

Las entidades financieras buscan generar valor con la adecuada gestión del riesgo de crédito, asociando el costo de provisiones con el perfil de riesgo que tiene el cliente, para ello utilizan sistemas de alertas, de control y seguimiento, así como modelos de score para identificar perfiles según niveles de riesgo, utilizan herramientas para identificar segmentos con mayor nivel de riesgo, esto con la finalidad de ajustar y alinear las políticas de otorgamiento de créditos a los niveles de riesgo que la entidad está dispuesta asumir.

Según Rayo, S. (2009), menciona que “El resultado no debe ser obligatoriamente El de provisionar más, ... El resultado debe ser El de provisionar mejor, ... En función del Verdadero Perfil de Riesgo de los Clientes”

2.5 Gobierno de datos

Debido a la crisis financiera internacional de 2008, se puso el foco en la gestión de la información en las entidades financieras, siendo uno de los sectores más regulados. Por otro lado, nos encontramos inmersos en un mundo digital globalizado en constante evolución donde uno de los retos son las iniciativas enfocadas a mejorar la eficiencia del gobierno de datos con la finalidad de mejorar la toma de decisiones.

Los datos son la clave de éxito en las organizaciones, por ello es importante el gobierno, control, calidad, gestión y conocimiento de los datos.

Según DAMA (2018), *“un dato ubicado en un contexto da lugar a información. Si el añadimos inteligencia obtenemos conocimiento que, combinado con una buena estrategia, genera poder”*

El gobierno de datos se refiere al conjunto de roles, procesos, políticas y herramientas que garantizan la calidad adecuada de los datos a lo largo de su ciclo de vida y promueven su uso adecuado en una organización.

En la figura 4, DAMA nos muestra las mejores prácticas para garantizar el control sobre la información, independiente del negocio de aplicación. En el análisis de información tenemos que considerar factores claves de éxito como la disponibilidad, integridad, calidad de datos, entre otros factores.

Figura 4

Framework gobierno de datos



Nota: Tomado de DAMA-DMBOX Guide 2nd Edición

El gobierno de datos ayuda a las instituciones financieras a proteger los datos no solo de forma externa mediante el cifrado, encriptado y temas de acceso, sino también de forma interna, estableciendo controles según perfil de usuario, disponibilidad y uso de la data, manipulación de tablas y realizando respaldo de la data.

En la figura 5 se muestra los principales principios del gobierno de datos, cabe mencionar que, para lograr cumplir con estos principios, será necesario establecer estrategias a través de políticas y procedimientos.

Figura 5

Principios de los datos



Nota: Tomado de DAMA-DMBOX Guide 2nd Edición

El gobierno de datos permite a las entidades financieras establecer procedencia de los datos, identificar dependencia de los datos y garantizar la calidad e integridad de los datos para fines de gestión de riesgo.

2.6 Análisis de Cosechas

Las entidades financieras vienen implementando distintas herramientas de monitoreo, control y seguimiento de riesgo de crédito, una de ellas es el análisis de cosechas o vintage analysis; el cual, permite evaluar los resultados de las políticas crediticias a través del seguimiento de las colocaciones de crédito.

Al respecto, Siarka (2011), indica que el vintage analysis es una herramienta muy popular para gestionar el riesgo crediticio. Por su parte, Sanchez y Serrano (2019), indican que la metodología del Análisis de Cosechas (vintage analysis) es utilizada para evaluar los

resultados de las políticas crediticias de las entidades financieras. Este análisis se refiere al seguimiento en el tiempo del desempeño de los créditos otorgados a un conjunto de individuos en un periodo específico, cuantificando los créditos con atrasos.

Los bancos centrales también suelen utilizar el análisis de cosechas para monitorear la estabilidad financiera mediante el uso de reportes crediticios de los deudores del sistema financiero. (Sánchez y Serrano, 2019)

El Análisis de Cosechas, es una herramienta de gestión de riesgo que permite observar y analizar el comportamiento histórico de las colocaciones de créditos. En las colocaciones se identifican las variables que influyen en el proceso crediticio con la finalidad de observarlos a través del tiempo (meses de maduración).

2.6.1 Metodología de Análisis de Cosechas

El método consiste en dar seguimiento en el tiempo al desempeño de los créditos otorgados con anterioridad, cuantificando la calidad de la cartera, créditos morosos, castigos, seguimiento y recuperación que a través del periodo han dado resultados eficientes o deficientes (BCR, 2019).

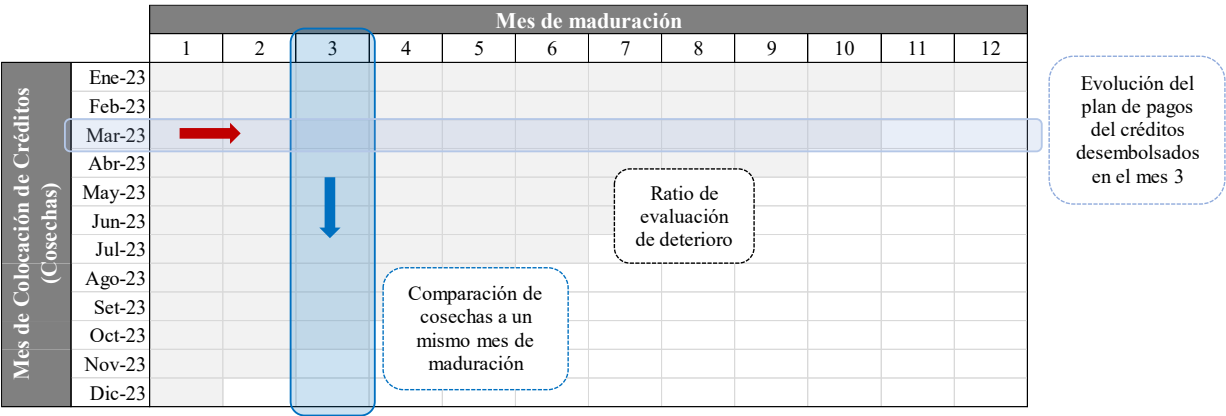
La metodología de Análisis de Cosechas (vintage analysis) es utilizada por las entidades financieras para evaluar los resultados de sus políticas crediticias. Esta metodología se basa en el seguimiento en el tiempo del desempeño de los créditos otorgados a un conjunto de individuos en un periodo específico, cuantificando los créditos morosos.

En la figura 6, se puede observar la matriz del análisis de cosechas, donde se tiene los meses de desembolsos de crédito y los periodos de observación definidas como mes de maduración. Una de las características en el análisis, es observar cómo vienen las colocaciones

de crédito evaluadas en una misma ventana de tiempo, si lo observamos de forma vertical podemos comparar la calidad de cosechas entre los meses.

Figura 6

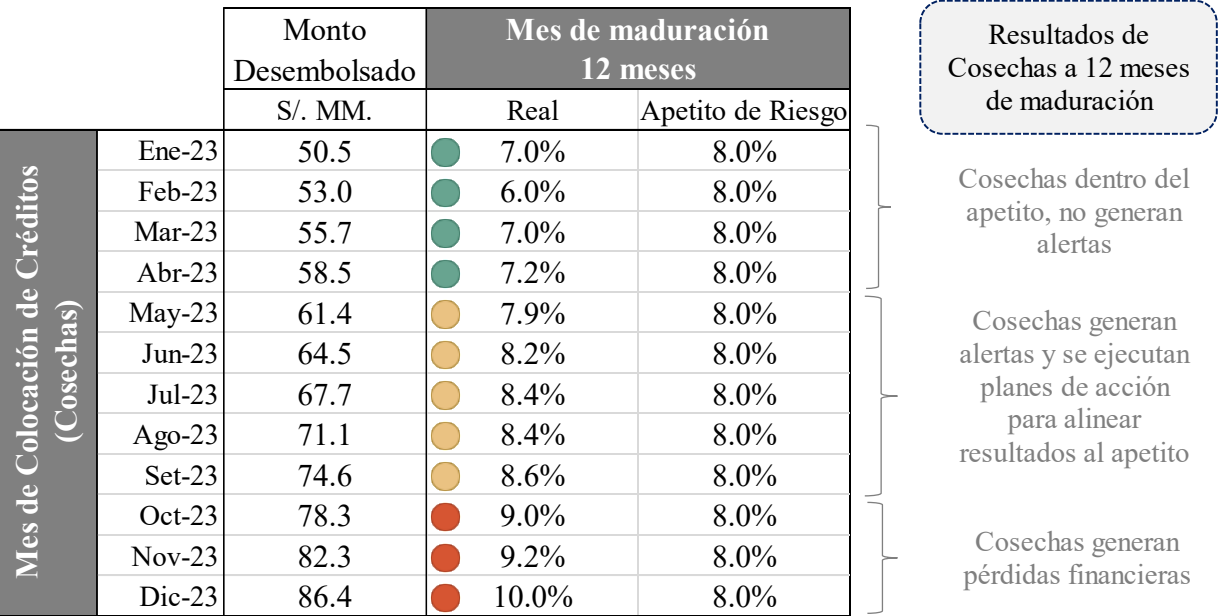
Matriz de análisis de cosechas



En la figura 7, se muestra el seguimiento de las cosechas con maduración a 12 meses y el comparativo entre el índice de riesgo y el apetito de riesgo, dependiendo del cumplimiento y ante desviaciones se generan planes de acción que las entidades financieras han establecido.

Figura 7

Seguimiento de cosechas a 12 meses de maduración



A continuación, describimos los pasos a seguir en la metodología del análisis de cosechas:

- Determinar los créditos desembolsados en un periodo determinado, presentando al inicio a todos sus créditos en una situación de vigente (pagos al día)
- Se realiza la observación de los créditos, conforme transcurre el tiempo, los créditos empiezan a “madurar”. El tiempo o ventana de observación se realiza regularmente a 2, 3, 6, 9 y 12 meses. Para el presente estudio se consideró una ventana de observación de 12 meses.
- La medición de los créditos con atrasos se realiza a través de los indicadores de morosidad. Así, para la cosecha generada en el periodo “t”, su indicador de morosidad luego de “n” periodos posteriores al otorgamiento de dichos créditos se define como:

$$\text{Indicador de Morosidad (t + n)} = \frac{\text{Cartera Morosa (t+n)}}{\text{Créditos colocados (t)}} * 100$$

- Para el presenta trabajo de la entidad financiera, se tomó el índice de riesgo que considera el cálculo de provisiones según los días de atraso que generan estos créditos, la cual se define como:

$$\text{Indicador de Riesgo (t + n)} = \frac{\text{Saldo (t+n)} * \text{Factor de Provisión}}{\text{Créditos colocados (t)}} * 100$$

- El índice de riesgo (IR) a diferencia del indicador de mora, es un mejor indicador de riesgo, puesto que recoge las provisiones del crédito según los tramos de atraso y ajustada por la exposición del saldo. Por ejemplo:

podemos tener un cliente moroso con distinta deuda y tramos de atraso diferentes, donde al calcular el índice de riesgo considera el tramo de atraso y el monto de deuda, mientras que si calculamos el indicador de mora no se mediría el impacto del crédito.

- Es importante mencionar que el indicador considera los créditos castigados, ya que en la entidad financiera estos créditos salen del balance y que provienen de créditos impagos. La Superintendencia de Banca, Seguro y APF (2015), define a los créditos castigados como créditos clasificados como pérdida, íntegramente provisionados, que han sido retirados de los balances de las empresas. Para castigar un crédito, debe existir evidencia real de su irrecuperabilidad o debe ser por un monto que no justifique iniciar acción judicial o arbitral.

La entidad financiera tiene definida el límite de apetito de riesgo de cosechas a 12 meses de maduración en 6.5%

2.6.2 Utilidad del análisis de cosechas.

- Permite tomar acciones correctivas y de seguimiento sobre las políticas crediticias en la etapa de originación.
- Permite identificar mora temprana, lo cual, permite establecer acciones correctivas ante desviaciones, regularmente estas ventanas de observación son de 2 o 3 meses, se puede complementar con indicadores de *first payment default* y *second payment default*
- Por ser una metodología práctica permite optimizar el tiempo de la generación de información y maximizar el tiempo de análisis.
- Permite analizar y determinar el riesgo de crédito de un portafolio específico.

- Permite la toma de decisión oportunas y correctivas, en relación, al riesgo que está dispuesto a asumir la entidad financiera (Apetito de Riesgo)
- La aplicación e implementación de dicha herramienta cumple con la exigencia de la Resolución SBS 3780-2011 - Reglamento de Gestión de Riesgo de Crédito.

2.7 Árboles de Clasificación

2.7.1 Definición de Árboles de Clasificación

Según Berlanga Silvente, V., Rubio Hurtado, M. J., Vilà Baños, R. (2013) “Un árbol de decisión es una forma gráfica y analítica de representar todos los eventos (sucesos) que pueden surgir a partir de una decisión asumida en cierto momento. En ese sentido, nos ayudan a tomar la decisión más “acertada”, desde un punto de vista probabilístico, ante un abanico de posibles decisiones. Estos árboles permiten examinar los resultados y determinar visualmente cómo fluye el modelo. Los resultados visuales ayudan a buscar subgrupos específicos y relaciones que tal vez no encontraríamos con estadísticos más tradicionales.”

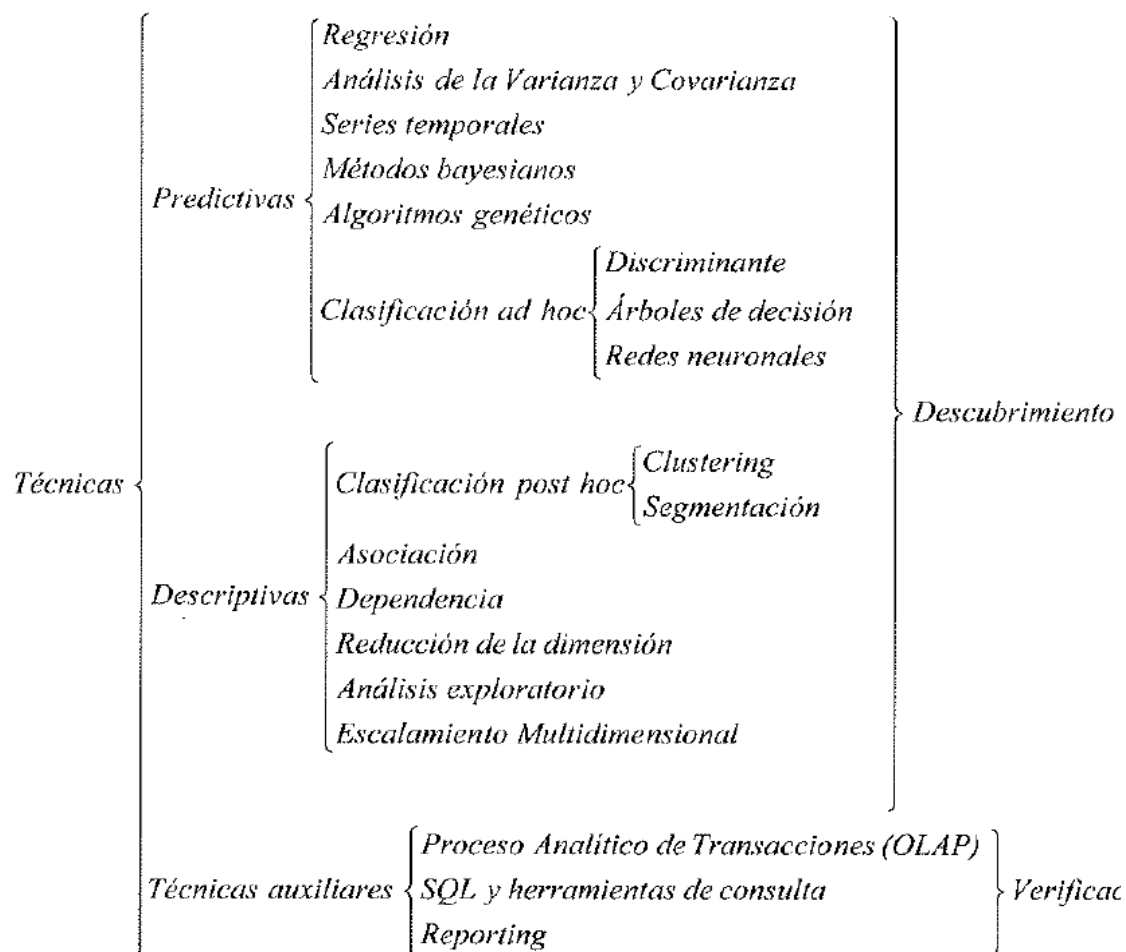
Según Berlanga Silvente, V., Rubio Hurtado, M. J., Vilà Baños, R. (2013), los árboles de decisión son una técnica de minería de datos (Data Mining, DM) prepara, sondea y explora los datos para sacar la información oculta en ellos. Se aborda la solución a problemas de predicción, clasificación y segmentación.

Las técnicas de la minería de datos provienen de la Inteligencia Artificial y de la Estadística. Dichas técnicas no son más que algoritmos, más o menos sofisticados, que se aplican sobre un conjunto de datos para obtener resultados. Las técnicas más representativas son: redes neuronales, regresión lineal, árboles de decisión, modelos estadísticos, agrupamiento o clustering y reglas de asociación.

La clasificación inicial de las técnicas de minería de datos distingue entre técnicas predictivas, en las que las variables pueden clasificarse en dependientes e independientes; técnicas descriptivas, en las que todas las variables tienen el mismo estatus; y, técnicas auxiliares, en las que se realiza un análisis multidimensional de datos. En la figura 8, se muestra una clasificación de las técnicas de minería de datos donde hallamos los árboles de decisión (Pérez y Santín, 2008).

Figura 8

Clasificación de las técnicas de Data Mining



Nota. Clasificación de las técnicas de Data Mining (Pérez y Santín, 2008)

Según Bouza C. y Santiago A. (2012), un árbol de decisión (AD) es una representación de una función multivariada, que fue posible utilizar en la vida práctica a partir del desarrollo de las modernas computadoras. El interés por el uso práctico de los AD's tuvo su origen las necesidades de las ciencias sociales siendo seminal el trabajo de Sonquist-Morgan (1964) el software AID (Automatic Interaction Detection).

Este fue uno de los primeros métodos de ajuste de los datos basados en árboles de clasificación. Con ello los AD's trascendieron, de solo ser una representación ilustrativa en los cursos de toma de decisiones, a convertirse en una herramienta útil y sencilla de utilizar. Estos avances fueron rematados por la obra de Breiman-Friedman-Olshen-Stone (1984) "Classification and regression trees". Un método práctico de inducción, para construir AD's de forma recursiva, fue propuesto. Este ha sido conocido como CART. Quinlan (1986) desarrolló el algoritmo ID3 (Iterative Dichotomiser 3) este utiliza la medida de entropía de la información para crear los árboles. Esta fue mejorada y fue denominada C4.5 por su autor Quinlan (1993). Proveniente de la estadística Kass (1980) introdujo un algoritmo recursivo de clasificación no binario, llamado CHAID (Chi-square automatic interaction detection).

Según Amat, J (2020), los árboles de decisión son modelos predictivos formados por reglas binarias (si/no) con las que se consigue repartir las observaciones en función de sus atributos y predecir así el valor de la variable respuesta.

Los métodos basados en árboles se han convertido en uno de los referentes dentro del ámbito predictivo debido a los buenos resultados que generan en problemas muy diversos.

Entre los métodos tenemos Random Forest y Gradient Boosting.

Los modelos Random Forest, es un algoritmo de aprendizaje automático supervisado que se usa para solucionar problemas de clasificación y regresión, están formados por un

conjunto de árboles de decisión individuales, cada uno entrenado con una muestra ligeramente distinta de los datos de entrenamiento generada mediante bootstrapping. La predicción de una nueva observación se obtiene agregando las predicciones de todos los árboles individuales que forman el modelo.

Los modelos Gradient Boosting, conjunto de técnicas de aprendizaje automático que se utilizan para mejorar el rendimiento de modelos predictivos, están formados por un conjunto de árboles de decisión individuales, entrenados de forma secuencial, de forma que cada nuevo árbol trata de mejorar los errores de los árboles anteriores. La predicción de una nueva observación se obtiene agregando las predicciones de todos los árboles individuales que forman el modelo.

2.7.2 Elementos de los árboles de clasificación

Los árboles de clasificación se caracterizan por almacenar sus nodos de forma jerárquica y no de forma lineal, entre los elementos tenemos:

- Nodos: Se le llama Nodo a cada elemento que contiene un Árbol
- Nodo Raíz: se refiere al primer nodo de un Árbol
- Nodo Padre: Se utiliza este término para llamar a todos aquellos nodos que tiene al menos un hijo
- Nodos hijos: Los hijos son todos aquellos nodos que tiene un padre.
- Nodos terminales: Es un nodo que no se puede dividir más, también denominado segmento terminal.
- Rama: Nos muestra los distintos caminos que se pueden emprender cuando tomamos una decisión o bien ocurre algún evento aleatorio. Resultados de las posibles interacciones entre las alternativas de decisión y los eventos.

2.7.3 Utilidad de procedimiento de los árboles de clasificación

El procedimiento Árbol de decisión crea un modelo de clasificación basado en árboles y clasifica casos en grupos o pronostica valores de una variable (criterio) dependiente basada en valores de variables independientes (predictores). El procedimiento proporciona herramientas de validación para análisis de clasificación exploratorios y confirmatorios.

El procedimiento se puede utilizar para:

- Segmentación: Identifica las personas que pueden ser miembros de un grupo específico.
- Estratificación: Asigna los casos a una categoría de entre varias, por ejemplo, grupos de alto riesgo, bajo riesgo y riesgo intermedio.
- Predicción: Crea reglas y las utiliza para predecir eventos futuros, como la verosimilitud de que una persona cause mora en un crédito o el valor de reventa potencial de un vehículo o una casa.
- Reducción de datos y clasificación de variables: Selecciona un subconjunto útil de predictores a partir de un gran conjunto de variables para utilizarlo en la creación de un modelo paramétrico formal.
- Identificación de interacción: Identifica las relaciones que pertenecen sólo a subgrupos específicos y las especifica en un modelo paramétrico formal.
- Fusión de categorías y discretización de variables continuas: Vuelve a codificar las variables continuas y las categorías de los predictores del grupo, con una pérdida mínima de información.

Ejemplo. Un banco desea categorizar a los solicitantes de créditos en función de si representan o no un riesgo crediticio razonable. Basándose en varios factores, incluyendo las

valoraciones del crédito conocidas de clientes anteriores, se puede generar un modelo para pronosticar si es probable que los clientes futuros causen mora en sus créditos. (Manual Decisión Trees 29.0)

Al proporcionar una estructura visual para analizar decisiones complejas, los árboles de clasificación ayudan a las empresas a alcanzar sus objetivos de manera más efectiva y eficiente.

2.7.4 Ventajas y desventajas de los árboles de clasificación

Ventajas:

La gran ventaja de los árboles de decisión es su efectividad como herramienta para la toma de decisiones. Con simplicidad, rapidez y de forma automática. Entre las principales ventajas podemos mencionar:

- Son fáciles de entender, analizar y de interpretar. La representación visual facilita el proceso de la toma de decisiones.
- Permite trabajar con todo tipo de variables predictoras: binarias, nominales, ordinales, de intervalo y de razón.
- Los árboles de decisiones no son paramétricos, lo que significa que no se hacen supuestos sobre la distribución de datos.
- Pueden aplicarse a problemas de regresión y clasificación.
- Se combinan fácilmente con otras herramientas de toma de decisiones
- Son bastantes rápidos y la exigencia computacional no es muy alta

Desventajas:

- Son sensibles ante cualquier cambio en los datos de entrada, puede suponer un árbol de clasificación completamente diferente

- Cuando tratan con predictores continuos, pierden parte de su información al categorizarlos en el momento de la división de los nodos.
- No se puede garantizar que el árbol generado sea el óptimo
- Si hay clases dominantes es fácil que los árboles se generen sesgado, por lo que se recomienda balancear el conjunto de datos antes de entrenar el modelo.

2.7.5 Descripción de algoritmos de árboles de clasificación

Según la Guía del usuario de IBM SPSS Modeler 18.4, los modelos supervisados utilizan los valores de uno o varios campos de entrada para predecir el valor de uno o varios resultados o campos de destino. Algunos ejemplos de estas técnicas son: árboles de decisiones (árbol C&R, QUEST, CHAID y algoritmos C5.0), regresión (lineal, logística, lineal generalizada y algoritmos de regresión de Cox), redes neuronales, máquinas de vectores de soporte y redes bayesianas.

Según el Manual del usuario SPSS Decision Trees 29.0, entre los métodos más conocidos se tienen:

- CHAID. Detección automática de interacciones mediante chi-cuadrado. En cada paso, CHAID elige la variable independiente (predictora) que presenta la interacción más fuerte con la variable dependiente. Las categorías de cada predictor se funden si no son significativamente distintas respecto a la variable dependiente.
- CHAID exhaustivo. Una modificación del CHAID que examina todas las divisiones posibles de cada predictor. Supone una modificación de CHAID que examina todas las divisiones posibles para cada predictor y trata todas las variables por igual, independientemente del tipo y el número de categorías

- CRT. Árboles de clasificación y regresión. CRT divide los datos en segmentos para que sean lo más homogéneos que sea posible respecto a la variable dependiente. Un nodo terminal en el que todos los casos toman el mismo valor en la variable dependiente es un nodo homogéneo y "puro".
- QUEST. Árbol estadístico rápido, insesgado y eficiente (Quick, Unbiased, Efficient Statistical Tree). Método rápido y que evita el sesgo que presentan otros métodos al favorecer los predictores con muchas categorías. Sólo puede especificarse QUEST si la variable dependiente es nominal.

2.8 Método CHAID

El modelo CHAID, genera árboles de decisión utilizando estadísticos de chi-cuadrado para identificar las divisiones óptimas. A diferencia de los nodos CRT y Árbol y QUEST, CHAID puede generar árboles no binarios, lo que significa que algunas divisiones generarán más de dos ramas. Los campos de entrada y objetivo pueden ser continuos (rango numérico) o categóricos. CHAID exhaustivo es una modificación de CHAID que examina con mayor precisión todas las divisiones posibles, aunque necesita más tiempo para realizar los cálculos.

CHAID exhaustivo es una modificación de CHAID que examina con mayor precisión todas las divisiones posibles para cada predictor. A esta distinta versión de proceder en la fusión de categorías se denomina CHAID Exhaustivo (Biggs et al., 1991), aunque necesita más tiempo para realizar los cálculos, suele proporcionar mayor seguridad que CHAID.

El algoritmo utilizado en CHAID exhaustivo es muy similar a la metodología CHAID desarrollada por Gordon. V. Kass en 1980. Funciona segmentando recursivamente cada agrupación o nodo no terminal en un conjunto de “k” nuevos nodos, donde: $2 \leq k \leq c$, donde “c” es el número de categorías de variables predictoras.

El método CHAID (Chi-square Automatic Interaction Detection), consiste en un algoritmo de árbol estadístico y multidireccional que explora datos de forma rígida y eficaz y crea segmentos. En cada paso, CHAID elige la variable independiente (predictora) que presenta la interacción más fuerte con la variable dependiente. Las categorías de cada predictor se funden si no son significativamente distintas respecto a la variable dependiente. En el algoritmo CHAID (Kass, 1980), se propone para una variable respuesta de tipo cualitativo y predictores cualitativos y se basa en el test chi-cuadrado para contrastar las independencias. El algoritmo CHAID es un algoritmo secuencial y su esquema se muestra según figura 9:

Figura 9

Esquema del algoritmo CHAID



Nota: Tomado de Ramos S. (2015)

El algoritmo tiene cuatro fases que procederemos a detallar:

Fase I:

En esta etapa Kass propone realizar el test chi-cuadrado, cruzando la variable respuesta con cada predictor, y ver que categorías tienen un perfil similar con respecto a la variable respuesta (que no son significativas). En ese caso dichas categorías se agruparán.

Propone cruzar cada par de categorías y fusionar el par con mayor p-valor no significativo. Este proceso se repetiría hasta que no pudiesen agruparse las categorías.

Fase II:

Finalizada la fase anterior, hay que seleccionar el mejor predictor. De entre los que se tiene se elige para segmentar aquel con un menor valor p-valor tras realizar el test chi-cuadrado. Entonces, el mejor predictor será aquel que discrimine mejor a los individuos según la variable respuesta.

Fase III:

Fijado el p-valor si el predictor seleccionado es significativo segmentamos en tantas ramificaciones como categorías tenga este.

Fase IV:

Finalizada la segmentación se realiza nuevamente el proceso completo en cada una de las ramificaciones hasta que los nodos sean terminales; es decir, que no haya predictores significativos para dicho nodo.

En este proceso hemos hablado de agrupar categorías y hemos fijado como criterios de parada la no presencia de predictores significativos, pero esto nos conlleva problemas. En primer lugar, no se pueden agrupar categorías sin seguir ciertas pautas, dependerá de los tipos de predictores que tengamos. En segundo lugar, fijar solo la ausencia de predictores significativos como criterio de parada nos lleva a tener árboles muy poco ocupados, es decir, muchos nodos terminales con muy poco individuos en cada uno por tanto, se han de introducir más criterios de parada.

Según Ramos S. (2015), entre los criterios de parada también llamados filtros de proceso podemos mencionar:

- **Significación de Categoría:** En el primer paso del algoritmo se agrupan las categorías con un perfil similar; para ello, se realiza el test chi-cuadrado y se compara con el p-valor obtenido con esta significación, que queda prefijada antes de empezar el algoritmo.
- **Significación de Predictor:** Esta significación es con la que comparamos el p-valor obtenido tras realizar el test en la fase de selección del mejor predictor. Al igual que en el caso anterior, también queda fijada previamente a comenzar el algoritmo.
- **Filtros de Asociación:** Es el encargado de medir el nivel de asociación existente entre el predictor elegido con la variable dependiente; para ello, se calcula un coeficiente de asociación entre la variable respuesta y el predictor elegido como mejor predictor. En el caso de que este coeficiente sea menor que el filtro prefijado se considera como el mejor para segmentar, de lo contrario se elimina este predictor en esta segmentación y se considera el siguiente. La mayor ventaja que tienen estos filtros frente a los de significación es que no presentan sensibilidad respecto al número de individuos del estudio.
- **Tamaño antes:** Se establece este tamaño como el número necesario de individuos para poder seguir segmentando. De esta manera, si un nodo tiene menos individuos de los establecidos, se considera como nodo terminal.
- **Tamaño después:** Este es el tamaño mínimo considerado para que un grupo pueda ser formado, de tal manera que si al segmentar uno de los subgrupos tienen un tamaño muy pequeño de individuos esta segmentación es descartada. Este filtro tiene por objetivo evitar la formación de grupos muy pequeños o de

grupos balanceados ya que de este modo se generalizaría una conclusión que no sería demasiado fiable.

- Filtros de Nivel: Se determina el número mínimo y máximo de niveles en un paso previo a comenzar el algoritmo, evitando así que la ramificación presente solo un nivel, lo cual sería muy sencillo de interpretar, pero demasiado simple y evitando también todo lo contrario; es decir, que la ramificación presente un amplio número de niveles, ya que puede resultar muy compleja presentando grandes dificultades de interpretación.

2.8.1 Criterios para CHAID

Según el Manual del usuario SPSS Decision Trees 29.0, los métodos CHAID y CHAID exhaustivo, puede controlar:

- Nivel de significación. Puede controlar el valor de significación para la división de nodos y la fusión de categorías. Para ambos criterios, el nivel de significación predeterminado es igual a 0.05.
- Estadístico de Chi-cuadrado. Para variables dependientes ordinales, el valor de chi-cuadrado para determinar la división de nodos y la fusión de categorías se calcula mediante el método de la razón de verosimilitud. Para variables dependientes nominales, puede seleccionar el método:
 - Pearson. Este método proporciona cálculos más rápidos; sin embargo, se debe utilizar con precaución en muestras pequeñas. Éste es el valor predeterminado.

- Razón de verosimilitud. Este método es más robusto que el de Pearson, pero tarda más en realizar los cálculos. Es el método preferido para muestras pequeñas.
- Estimación del modelo. Para variables dependientes ordinales y nominales, puede especificar: Número máximo de iteraciones. El valor predeterminado es 100. Si el árbol detiene su crecimiento porque se ha alcanzado el número máximo de iteraciones, puede que desee aumentar el número máximo o modificar alguno de los demás criterios que controlan el crecimiento del árbol.
- Cambio mínimo en las frecuencias esperadas de las casillas. El valor debe ser mayor que 0 y menor que 1. El valor predeterminado es 0.05.

Los valores inferiores tienden a generar árboles con menos nodos

- Corregir los valores de significación mediante el método de Bonferroni. Para comparaciones múltiples, los valores de significación para los criterios de división y fusión se corrigen utilizando el método de Bonferroni. Este es el valor predeterminado
- Permitir nueva división de las categorías fusionadas dentro de un nodo. A menos que se impida de forma explícita la fusión de categorías, el procedimiento intentará la fusión de las categorías de variables (predictoras) independientes entre sí para generar el árbol más simple que describa el modelo. Esta opción permite al procedimiento volver a dividir las categorías fusionadas si con ello se puede obtener una solución mejor.

- Tratar como valores válidos. Los valores de las variables independientes perdidos del sistema y del usuario se incluyen en el análisis como una única categoría combinada. Para las variables independientes ordinales y de escala, los algoritmos primero generan categorías utilizando valores válidos y, a continuación, deciden si fusionar la categoría de valores perdidos con la categoría (válida) que más se le parece o se mantiene como una categoría separada.

2.8.2 Ventajas del Algoritmo CHAID

Entre las principales ventajas del método CHAID tenemos:

- Una ventaja importante de CHAID sobre alternativas como la regresión múltiple es que no es paramétrico.
- No plantea restricciones en cuanto a la distribución de las variables independientes y se fundamenta en la significación del estadístico Chi-Cuadrado.
- Permite determinar las mejores asociaciones de las variables independientes (predictores) con la variable dependiente.
- Ofrece una visión general de los resultados obtenidos y facilita la identificación rápida de los factores predictores significativos para explicar la variable criterio, así como su orden de prelación.
- El CHAID ahorra mucho tiempo al investigador, evitando que analice cientos de tabulaciones cruzadas y cuadros bivariados, identificando rápida y fácilmente las relaciones significativas entre las variables.
- Corrige limitaciones de los AID (detección automática de interacciones)

CAPÍTULO III

Metodología de la Investigación

3.1 Tipo de investigación

El tipo de investigación utilizado es no experimental y es de carácter exploratorio. Según Hernández R, Fernández C. y Baptista P, (2014), “los estudios exploratorios se realizan cuando el objetivo es examinar un tema o problema de investigación poco estudiado, del cual se tienen muchas dudas o no se ha abordado antes. Es decir, cuando la revisión de la literatura reveló que tan sólo hay guías no investigadas e ideas vagamente relacionadas con el problema de estudio, o bien, si deseamos indagar sobre temas y áreas desde nuevas perspectivas”.

3.2. Identificación de variables

Se definen las siguientes variables:

- **Variable dependiente (Y)**

En la presente investigación se utilizó la variable cliente en mora, como variable respuesta, la cual toman dos valores:

1: Clientes con Mora

0: Clientes sin Mora

Cliente con Mora: clientes que en cosechas con maduración a 12 meses tuvieron días de atraso mayor a 30 días.

Cliente sin Mora: clientes que en cosechas con maduración a 12 meses no tuvieron días de atraso mayor a 30 días.

- **Variable independiente**

- Condición laboral: Es la condición laboral que tiene el cliente, relacionada a la obtención de sus ingresos.

- 1: Dependiente
- 2: Independiente formal
- 3: Independiente informal
- Zona geográfica: Son los departamentos donde opera la entidad financiera
 - 1: Lima
 - 2: Arequipa
 - 3: Otras regiones
- Antigüedad del cliente: Representa la antigüedad que el cliente tiene en la entidad financiera, medida como número de meses desde su primera operación hasta la fecha de análisis
 - 1: Hasta 6 meses
 - 2. De 7 a 12 meses
 - 3. De 13 a 18 meses
 - 4. De 19 a 24 meses
 - 5. Más de 24 meses
- Leverage del cliente (LVG): Indica el número de veces que el cliente tiene como deuda respecto a su ingreso mensual.
 - 1: Hasta 3 veces
 - 2: De 4 a 7 veces
 - 3: De 8 a 10 veces
 - 4. Más de 10 veces
- Renta: Indica la renta o ingreso mensual que tiene el cliente
 - 1: Hasta S/. 800

2: De S/. 801 hasta 1,000

3: De S/. 1,001 hasta 2,000

4: De S/. 2.001 hasta 5,000

5: Más de S/. 5,000

- Modelo Interno de Riesgo: Indica el tipo de riesgo que tiene el cliente, según lo determinado por el score de riesgo del modelo comportamental con la que cuenta la entidad financiera, donde las categorías van desde el menor nivel de riesgo hasta el mayor nivel de riesgo

1: Excelente

2: Bueno A

3: Bueno B

4: Regular A

- Modelo Externo de Riesgo: Indica el nivel de riesgo que tiene el cliente de forma externa; es decir con información del sistema financiero, cuyos resultados son determinados por el modelo de score de comportamiento externo. Las clases van en relación del menor nivel de riesgo al mayor nivel de riesgo.

1: Clase 1

2: Clase 2

3: Clase 3

4: Clase 4

En la tabla 5, se observa las variables utilizadas para realizar el análisis con el modelo de árbol de clasificación CHAID.

Tabla 5*Descripción de variables*

Grupo de variable	Descripción	Valores
Condición laboral	Actividad laboral del cliente del cual recibe los ingresos	Dependiente, Independiente formal, Independiente informal
Zona geográfica	Departamento o zona geográfica donde opera la entidad financiera	Lima, Arequipa, otras provincias
Antigüedad del cliente	Periodo de relación con la entidad financiera, medido como número de meses desde su primera operación.	Hasta 6 meses, de 7 a 12 meses, de 13 a 24 meses, de 19 a 24 meses y más de 24 meses
Leverage del cliente (LVG)	Indicador de endeudamiento del cliente, medido como número de veces la relación de deuda con el ingreso.	Hasta 3 veces, de 4 a 7 veces, de 8 a 10 veces y más de 10 veces
Renta	Renta o ingreso mensual que registra o se estima del cliente	Hasta S/. 800, de S/. 801 hasta 1,000, de S/. 801 hasta 1,000, de S/. 1,001 hasta 2,000, de S/. 2.001 hasta 5,000 y más de S/. 5,000
Modelo Interno de Riesgo	Nivel de riesgo según perfil del cliente, determinado por el modelo de score de la entidad	Excelente, Bueno A, Bueno B y Regular A
Modelo Externo de Riesgo	Nivel de riesgo según perfil del cliente determinado por el comportamiento del cliente en el sistema financiero	Clase 1, 2, 3 y 4

3.3 Población

La población está conformada por colocaciones del producto préstamos personales durante el periodo de marzo 2015 hasta agosto 2015

La población cuenta con un total de 23,049 créditos, que se utilizará para trabajar con el modelo del algoritmo CHAID, usando el programa IBM SPSS MODELER.

3.4 Instrumento de recopilación de datos

La data se encuentra almacenada en los servidores de base datos de la entidad financiera, en modelos de datos de entidad relación. La herramienta empleada para consultar, manipular y procesar la información de la base de datos es el programa SQL.

CAPÍTULO IV

Procedimiento del Análisis de Datos

Para determinar los segmentos de mayor nivel de riesgo en el análisis de datos del presente estudio se utilizará el programa IBM SPSS Modeler.

Se utilizará el modelo del algoritmo CHAID con el fin de identificar los grupos o segmentos que tienen los mayores niveles de riesgo, a partir de la información de las cosechas de colocaciones de crédito.

El procedimiento de análisis de datos que se aplicará será el siguiente:

Paso 1: Se prepara la data garantizando la calidad de la misma y la óptima extracción de las fuentes internas.

Paso 2: Se ingresa la data al programa SPSS MODELER

Paso 3: Se explora los resultados de cada variable en el programa SPSS MODELER

Paso 4: Se divide el modelo de generación de árboles de clasificación según la variable “condición laboral”, debido a que la condición del cliente tiene aplicación diferenciada en la actual política de crédito para el otorgamiento de crédito en la entidad financiera.

Paso 5: Se genera los árboles de clasificación CHAID, considerando como variable dependiente la mora del cliente

Paso 6: Se calcula el índice de riesgo (IR) para cada nodo para determinar el nivel de riesgo, esto nos permite no solo determinar la tasa de mora, sino la tasa de provisiones que genera cada nodo.

Paso 7: Se analiza que grupos o segmentos que están generando mayor nivel de riesgo dentro de la variable respuesta pronosticada, se considera segmentos o nodos con mayor nivel de riesgo si supera el 15.0%

Paso 8: Se realiza el impacto en el nivel de riesgo excluyendo los segmentos de mayor riesgo de la población total.

Paso 9: Realizar la propuesta de los segmentos que se incorporaran en la política de otorgamiento de créditos y su impacto en la colocación del producto y el índice de provisiones.

CAPÍTULO V

Resultados y Análisis

5.1 Análisis de cosechas

En la tabla 6, se observa el análisis de cosechas de la entidad financieras con información del número de créditos, desembolsos y los niveles de riesgos en cada maduración. En el periodo de análisis se tiene 6 cosechas, desde marzo 2015 hasta agosto 2015 conformado por 23,049 créditos, las cuales tienen un índice de riesgo 8.4%. Estos clientes tienen una morosidad de 9.3%.

Tabla 6

Análisis de cosechas con maduración hasta 12 meses.

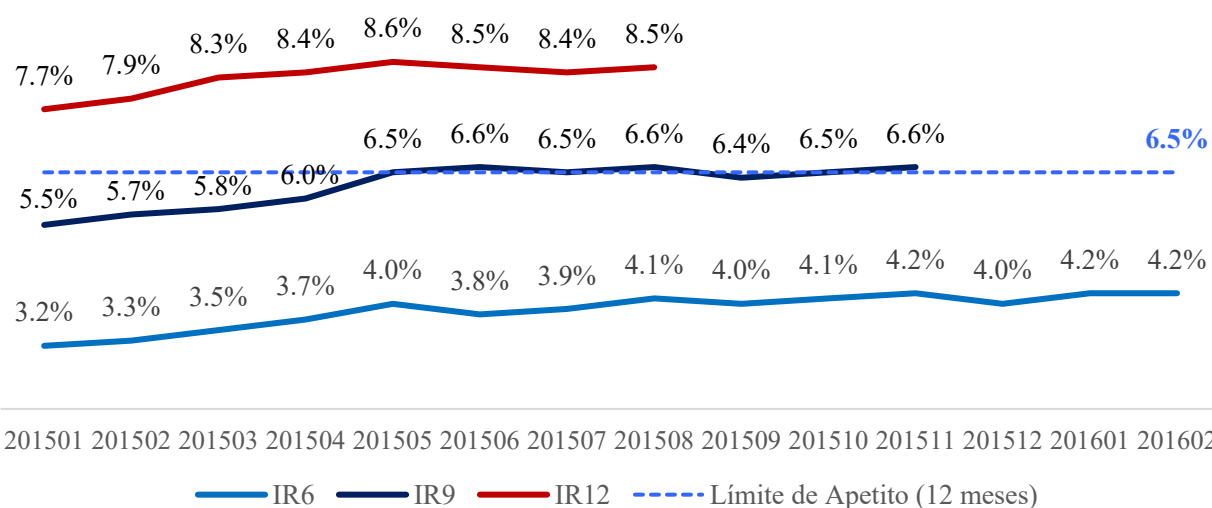
Mes	Nro. Cuentas (en miles)	Monto (en millones de soles)	Promedio (en miles)	IR5	IR6	IR7	IR8	IR9	IR10	IR11	IR12
201501	7.9	76.1	9.6	2.8%	3.2%	4.2%	5.3%	5.5%	6.7%	7.5%	7.7%
201502	5.0	46.2	9.2	3.8%	3.3%	4.5%	5.4%	5.7%	6.8%	7.6%	7.9%
201503	4.9	65.5	13.3	2.7%	3.5%	4.2%	4.9%	5.8%	6.5%	7.6%	8.3%
201504	3.9	51.2	13.0	2.9%	3.7%	4.3%	5.2%	6.0%	7.1%	8.0%	8.4%
201505	3.4	45.7	13.4	3.3%	4.0%	4.8%	5.5%	6.5%	7.4%	8.2%	8.6%
201506	3.8	52.1	13.7	2.8%	3.8%	4.6%	5.6%	6.6%	7.7%	8.2%	8.5%
201507	2.9	39.9	14.0	3.2%	3.9%	4.9%	5.8%	6.5%	7.6%	8.1%	8.4%
201508	4.1	53.2	13.0	3.2%	4.1%	5.0%	6.2%	6.6%	7.5%	8.2%	8.5%
201509	5.3	57.8	10.8	3.4%	4.0%	5.1%	6.1%	6.4%	7.3%	8.0%	
201510	4.8	54.2	11.2	3.4%	4.1%	5.0%	6.0%	6.5%	7.5%		
201511	4.7	47.0	9.9	3.6%	4.2%	5.2%	6.1%	6.6%			
201512	4.6	46.9	10.1	3.6%	4.0%	5.0%	6.0%				
201601	4.7	56.6	12.0	3.5%	4.2%	5.1%					
201602	4.8	60.0	12.5	3.6%	4.2%						

En la figura 10, se observa el seguimiento de las cosechas de la entidad financiera, con el evolutivo del índice de Riesgo con maduración a 6, 9 y 12 meses. Asimismo, podemos advertir que las cosechas con maduración a 3 meses han venido creciendo, pasando de tener

un índice de riesgo de 3.2% en enero de 2015 a 4.2% en febrero de 2016. Por otro lado, las cosechas con maduración a 12 meses de enero de 2015 tienen un índice de riesgo de 7.7% y en agosto de 2015 un índice de riesgo de 8,5%. Por su parte, las cosechas se encuentran por encima del límite de apetito de riesgo de 6.5% establecido para 12 meses.

Figura 10

Evolutivo del Índice de Riesgos de cosechas con maduración a 6, 9 y 12 meses



5.2 Análisis Univariado y Bivariado

En la tabla 7, podemos observar que, del total de clientes, el 9.3% tienen una mora mayor a 30 días, mientras que el 90.7% no tienen mora.

Los clientes que tienen una actividad laboral de forma dependiente conforman el 38.7% de la base de análisis, la entidad concentra el 69.4% de los clientes en la ciudad de Lima, el 65.3% de los clientes tienen una relación con la entidad mayor a 24 meses.

Tabla 7*Tabla de frecuencia de las variables.*

		Porcentaje (%)
Morosidad del cliente	Sin Mora	90.7
	Con Mora	9.3
	Total	100.0
Condición laboral	Dependiente	38.7
	Independiente formal	39.7
	Independiente informal	21.6
	Total	100.0
Zona geográfica	Lima	69.4
	Arequipa	8.7
	Otras provincias	21.9
	Total	100.0
Antigüedad del cliente	Hasta 6 meses	15.2
	De 7 a 12 meses	19.5
	De 13 a 24 meses	36.9
	De 19 a 24 meses	10.8
	Más de 24 meses	17.6
	Total	100.0
Leverage del cliente (LVG)	Hasta 3 veces	47.7
	De 4 a 7 veces	43.4
	De 8 a 10 veces	6.5
	Más de 10 veces	2.4
	Total	100.0
Renta	Hasta S/. 800	8.7
	De S/. 801 hasta 1,000	17.4
	De S/. 1,001 hasta 2,000	28.2
	De S/. 2.001 hasta 5,000	36.9
	Más de S/. 5,000	8.9
	Total	100.0
Modelo Interno de Riesgo	Excelente	30.3
	Bueno A	41.3
	Bueno B	16.9
	Regular A	11.5
Modelo Externo de Riesgo	Clase 1	30.8
	Clase 2	24.8
	Clase 3	38.0
	Clase 4	6.4

El 47.7% de los clientes tiene un endeudamiento de hasta 3 veces su ingreso, el 65% de los clientes tienen ingresos entre S/. 1,001 hasta S/.5,000, el 30.3% tienen el mejor perfil de riesgo según el modelo de score interno y el 30.8% tiene un mejor perfil de riesgo en el sistema financiero según el modelo externo de riesgo.

En la tabla 8, se puede apreciar las variables independientes con el nivel de morosidad. Los clientes que tiene mayor morosidad son los clientes independientes; teniendo en los independientes formales una mora del 10.1% y en los independientes informales una mora de 11.9%.

Según la zona geográfica, los niveles de mora son muy similares; donde Lima tiene una mora de 9.3%, Arequipa una mora de 8.8% y los otros departamentos una mora de 9.4%.

Para la variable antigüedad del cliente, se tiene que clientes con menor antigüedad tienen mayor nivel de mora que clientes con mayor antigüedad; teniendo hasta los 6 meses una mora de 11.0% y clientes con más de 24 meses de antigüedad una mora de 7.2%.

Respecto al endeudamiento o leverage, los clientes con menor endeudamiento tienen un menor nivel de riesgo a diferencia de los clientes con mayor endeudamiento. En los rangos de rentas, tenemos que clientes con rentas de hasta S/. 800 tienen un nivel de mora de 16.3%, en rangos de renta de S/. 801 hasta S/. 1,000 se tiene una mora de 10.3%, en rangos de S/. 1,001 hasta S/. 2,000 la mora es de 9.4%, en rangos de S/. 2.001 hasta S/. 5,000 se tiene una mora de 8.0% y clientes con ingresos mayor a S/. 5,000 una mora de 5.5%.

Según el modelo interno de riesgos, los clientes con mejor perfil de riesgo de clase “Excelente” tienen una mora de 3.4%, los de perfil “Bueno A” una mora de 8.9%, los de perfil “Bueno B” una mora de 13.7% y cliente con el peor perfil de riesgo “Regular A” una mora de 19.6%.

Según el modelo externo de riesgo, los clientes con mejor perfil de riesgo según la “clase 1” tienen una mora de 5.5%, clientes con perfil de riesgo de “clase 2” tienen una mora de 8.3%, clientes con perfil de riesgo de “clase 3” tienen una mora de 11.4% y clientes con el peor perfil de riesgo “clase 4” tienen una mora de 18.2%.

Tabla 8

Tabla de contingencia de variables

		Morosidad	
		Sin Mora	Con Mora
Condición laboral	Dependiente	93.1%	6.9%
	Independiente formal	89.9%	10.1%
	Independiente informal	88.1%	11.9%
Zona geográfica	Lima	90.7%	9.3%
	Arequipa	91.2%	8.8%
	Otras provincias	90.6%	9.4%
Antigüedad del cliente	Hasta 6 meses	89.0%	11.0%
	De 7 a 12 meses	89.8%	10.2%
	De 13 a 24 meses	90.5%	9.5%
	De 19 a 24 meses	91.9%	8.1%
	Más de 24 meses	92.8%	7.2%
Leverage del cliente (LVG)	Hasta 3 veces	92.1%	7.9%
	De 4 a 7 veces	90.3%	9.7%
	De 8 a 10 veces	86.8%	13.2%
	Más de 10 veces	82.0%	18.0%
Renta	Hasta S/. 800	83.7%	16.3%
	De S/. 801 hasta 1,000	89.7%	10.3%
	De S/. 1,001 hasta 2,000	90.6%	9.4%
	De S/. 2.001 hasta 5,000	92.0%	8.0%
	Más de S/. 5,000	94.5%	5.5%
Modelo Interno de Riesgo	Excelente	96.6%	3.4%
	Bueno A	91.1%	8.9%
	Bueno B	86.3%	13.7%
	Regular A	80.4%	19.6%
Modelo Externo de Riesgo	Clase 1	94.5%	5.5%
	Clase 2	91.7%	8.3%
	Clase 3	88.6%	11.4%
	Clase 4	81.8%	18.2%

5.3 Árbol de clasificación CHAID

El método de árbol de clasificación utilizado es el CHAID, para ello consideraremos en la construcción del modelo las 7 variables predictoras.

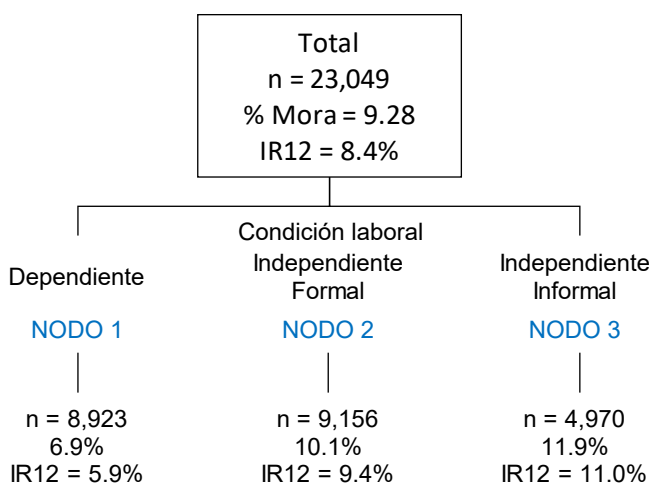
En el análisis de árbol de clasificación, para la realización del modelado o reglas se considera la condición del cliente con morosidad; sin embargo, para el determinar los nodos o segmentos de mayor nivel de riesgo se consideró el indicador del índice de riesgo que tiene cada nodo. Se consideró el índice de riesgo ya que mejora la evaluación ya que este indicador esta más relacionado con las provisiones que se generar en dichos segmentos.

Para el presente análisis, se tiene que las cosechas evaluadas tienen una mora de 9.3% y un índice de riesgo de 8.4%

En la figura 11, se muestra el árbol de clasificación según condición laboral, los resultados obtenidos muestran una clara diferencia en el índice de riesgo (IR12)

Figura 11

Árboles de decisión según condición laboral



Tenemos que los clientes con condición laboral dependiente tienen un índice de riesgo de 5.9%, clientes independientes formales un índice riesgo de 10.1% y clientes independientes informales un índice de riesgo de 11.9%.

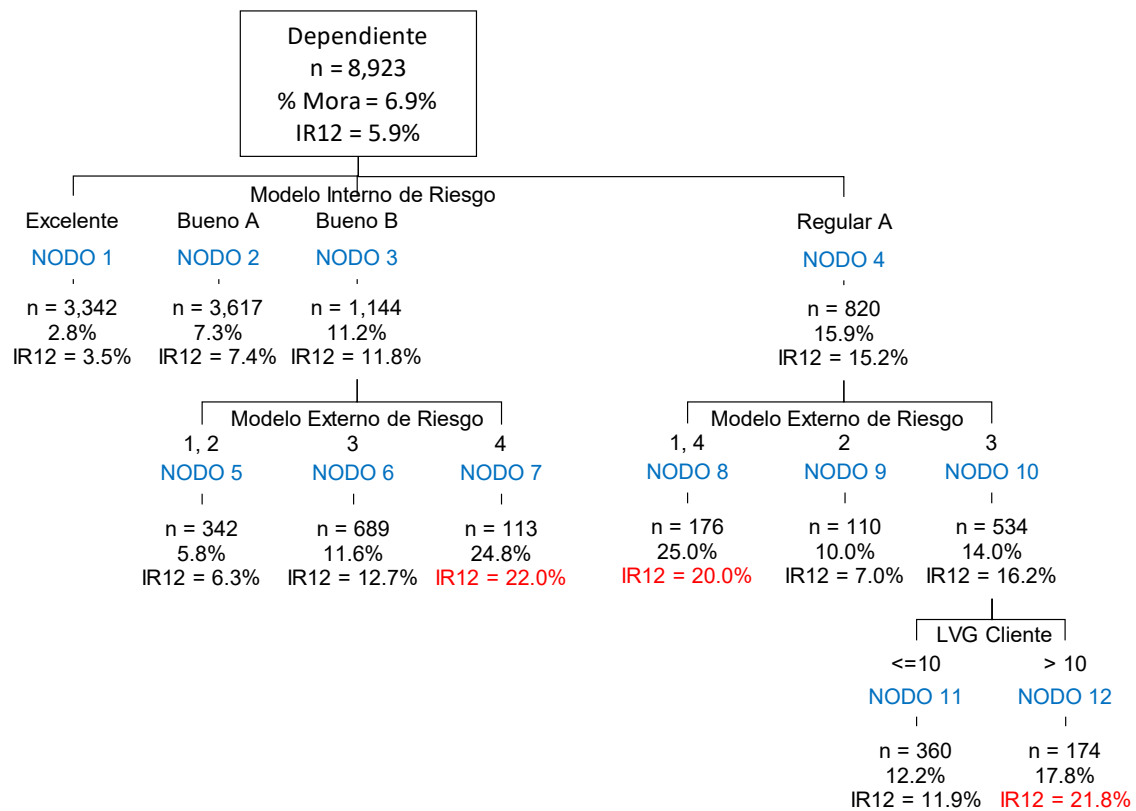
En la entidad financiera se tiene que las políticas de créditos para el otorgamiento de créditos personales están organizadas por tipo de condición laboral, es por ello, que los segmentos de mayor riesgo se determinaron a partir de la actividad laboral.

En la figura 12, se tiene el árbol de decisión según la condición laboral dependiente, se observa que una de las variables predictoras son los grupos de riesgos del modelo interno de riesgo, seguido por las clases de riesgo del modelo externo de riesgo y por último el nivel de leverage del cliente.

Se ha identificado tres segmentos de mayor riesgo en el nodo 7, 8 y 12: el nodo 7 tiene un nivel de riesgo de 22.0%, cuyo segmento está determinado por clientes con clasificación del modelo interno “Bueno B” y clasificación del modelo externo como “Clase 4”; el nodo 8 tiene un nivel de riesgo de 20.0% cuyo segmento está determinado por clientes con clasificación del modelo interno “Regular A” y clasificación del modelo externo como “Clase 1” y “Clase 4”; por último, el nodo 12 tiene un nivel de riesgo de 21.8% cuyo segmento está determinado por clientes con clasificación interna “Regular A”, clasificación del modelo externo como “Clase 3” y leverage del cliente > 10.0 .

Figura 12

Árboles de decisión según condición laboral dependiente



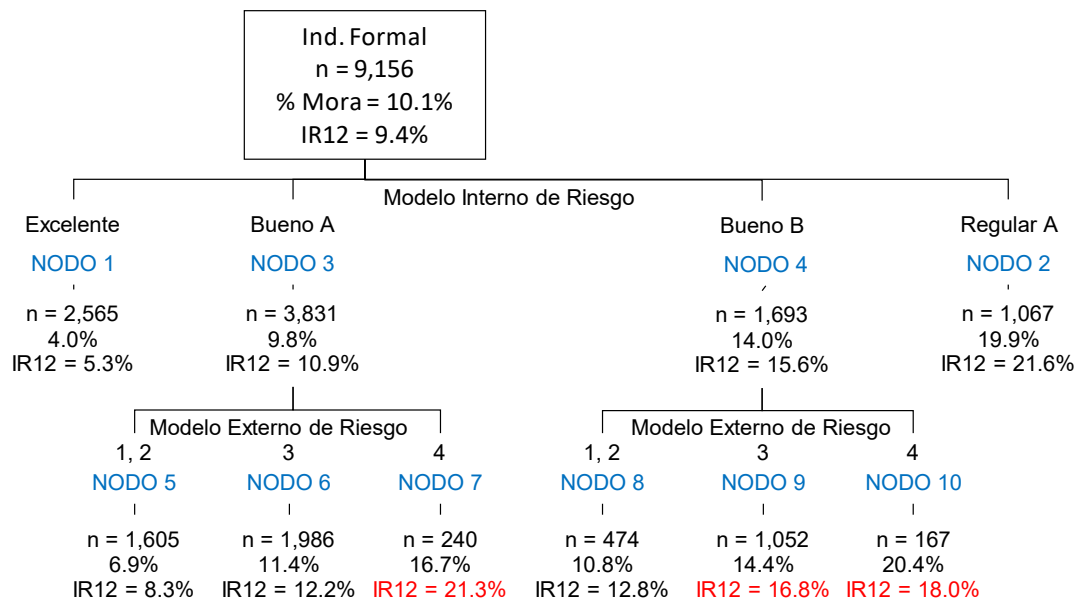
En la figura 13, se tiene el árbol de decisión según la condición laboral independiente formal, se observa que una de las variables predictoras son los grupos de riesgos del modelo interno de riesgo, seguido por las clases de riesgo del modelo externo de riesgo.

Se ha identificado tres segmentos de mayor riesgo en el nodo 7, 9 y 10: el nodo 7 tiene un nivel de riesgo de 21.3% cuyo segmento está determinado por clientes con clasificación del modelo interno “Bueno A” y clasificación del modelo externo como “Clase 4”; el nodo 9 tiene un nivel de riesgo de 16.8% cuyo segmento está determinado por clientes con clasificación del modelo interno “Bueno B” y clasificación del modelo externo como “Clase 3”; y por último, el nodo 10 tiene un nivel de riesgo de 18.0% cuyo segmento está determinado

por clientes con clasificación interna “Bueno B” y clasificación del modelo externo como “Clase 4”.

Figura 13

Árboles de decisión según condición laboral independiente formal



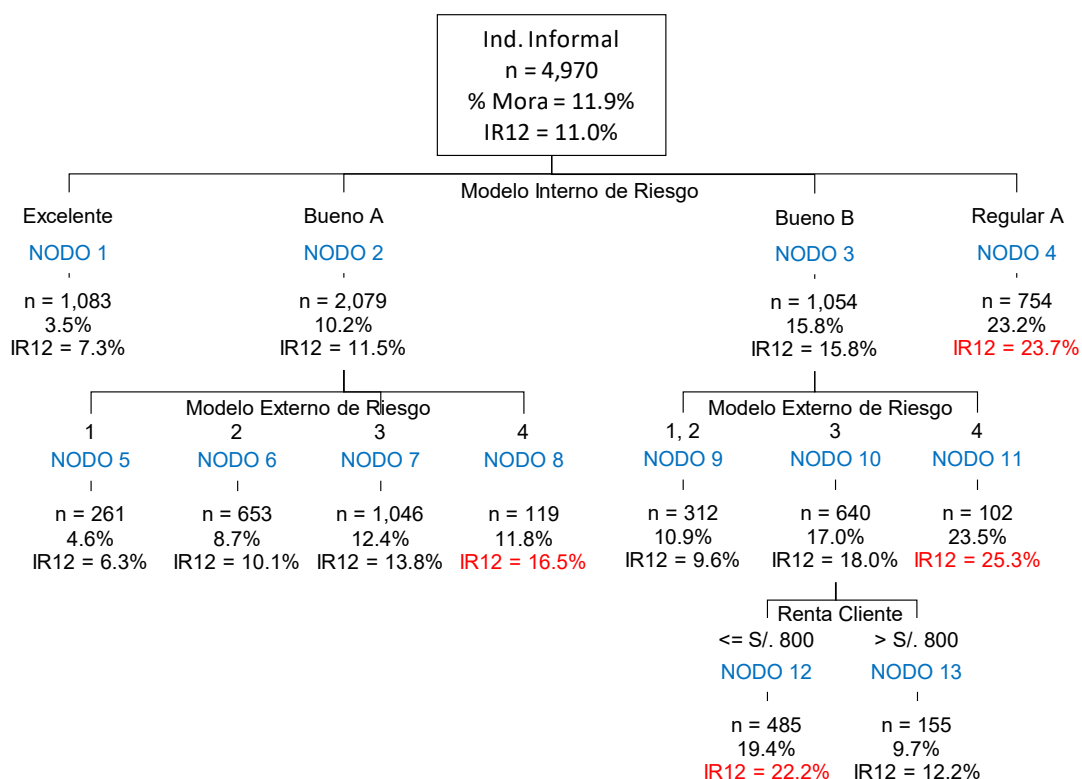
En la figura 14, se tiene el árbol de según la condición laboral independiente informal, se observa que una de las variables predictoras son los grupos de riesgos del modelo interno de riesgo, seguido por las clases de riesgo del modelo externo de riesgo y por último el rango de renta del cliente.

Se ha identificado cuatro segmentos de mayor riesgo en el nodo 4, 8, 11 y 12: el nodo 4 tiene un nivel de riesgo de 23.7% cuyo segmento está determinado por clientes con clasificación del modelo interno “Regular A”; el nodo 8 tiene un nivel de riesgo de 16.5% cuyo segmento está determinado por clientes con clasificación del modelo interno “Bueno A” y clasificación del modelo externo como “Clase 4”; el nodo 11 tiene un nivel de riesgo de 25.3% cuyo segmento está determinado por clientes con clasificación del modelo interno

“Bueno B” y clasificación del modelo externo como “Clase 4”; por último el nodo 12 que tiene un nivel de riesgo de 22.2% cuyo segmento está determinado por clientes con clasificación del modelo interno “Bueno B”, clasificación del modelo externo como “Clase 3” y renta del cliente < S/. 800.

Figura 14

Árboles de decisión laboral según condición laboral independiente informal.



Aplicando los árboles de decisión, se han identificado 10 segmentos de mayor nivel de riesgo, en la selección se ha considerado los segmentos cuyo índice de riesgos (IR12) sea mayor al 15.0%.

En la tabla 9, se tiene el resumen de los 10 segmentos identificados con mayor nivel de riesgo, con la descripción de los segmentos y el índice de riesgo (IR12) respectivo.

Tabla 9*Descripción de los segmentos de mayor nivel de riesgo y los niveles de riesgo (IR12)*

Condición laboral	Segmento	Descripción de los segmentos	Nro. Cuentas	IR12
Dependiente	NODO 7	Modelo Interno Bueno B y Modelo Externo Clase 4	113	22.0%
	NODO 8	Modelo interno Regular A y Modelo Externo Clase 1 y 4	176	20.0%
	NODO 12	Modelo interno Regular A, Modelo Externo Clase 3 y Leverage > 10	174	21.8%
Independiente formal	NODO 7	Modelo Interno Bueno A y Modelo Externo Clase 4	240	21.3%
	NODO 9	Modelo Interno Bueno B y Modelo Externo Clase 3	1,052	16.8%
	NODO 10	Modelo Interno Bueno B y Modelo Externo Clase 4	167	18.0%
Independiente Informal	NODO 4	Modelo Interno Regular A	754	23.7%
	NODO 8	Modelo Interno Bueno A y Modelo Externo Clase 4	119	16.5%
	NODO 11	Modelo Interno Bueno B y Modelo Externo Clase 4	102	25.3%
	NODO 13	Modelo Interno Bueno B, Modelo Externo Clase 3 y Renta <= 800	485	22.2%

En la tabla 10, se tienen los niveles de riesgos por actividad económica de los segmentos con mayor nivel de riesgo. Se puede observar que la actividad laboral dependiente tiene un nivel de riesgo de 21,2%, la actividad independiente formal tiene un nivel de riesgo de 17.7% y la actividad independiente informal un nivel de riesgo de 22.7%

Tabla 10*Segmentos con mayor nivel de riesgo.*

Condición laboral	Segmento	Nro. Cuentas	IR12
Dependiente	NODO 7, 8 y 12	463	21.2%
Independiente formal	NODO 7, 9 y 10	1,459	17.7%
Independiente informal	NODO 4, 8, 11 y 13	1,460	22.7%
Total		3,382	20.3%

Los 10 segmentos con mayor nivel de riesgo están conformados por 3,382 clientes de la población del análisis, cuyo nivel de riesgo total es de 20.3%.

5.4 Estimación de impacto en los niveles de riesgos.

En la entidad financiera el nivel de riesgo de cosechas con maduración a 12 meses es de 8.4%, superior al límite del apetito de riesgo de 6.5%

En la tabla 11, se puede observar el índice de riesgo de los segmentos con mayor nivel de riesgo crediticio y de los segmentos que quedan después de la exclusión los segmentos, este detalle se tiene por condición laboral.

Tabla 11

Impacto de los segmentos con mayor nivel de riesgo

		Nro. Cuentas	%	IR12
Total	Total	23,049	100.0	8.4%
	Mantiene	19,667	85.3	6.3%
	Se excluye	3,382	14.7	20.3%
Dependiente	Total	8,923	100.0	5.9%
	Mantiene	8,460	94.8	5.1%
	Se excluye	463	5.2	21.2%
Independiente Formal	Total	9,156	100.0	9.4%
	Mantiene	7,697	84.1	7.8%
	Se excluye	1,459	15.9	17.7%
Independiente Informal	Total	4,970	100.0	11.0%
	Mantiene	3,510	70.6	6.1%
	Se excluye	1,460	29.4	22.7%

El índice de riesgo de los segmentos con mayor nivel de riesgo crediticio es de 20.3%. Al excluir los segmentos de mayor riesgo en las campañas de préstamos personales, el nivel

de riesgo pasaría de 8.4% a 6.3%. Este nivel de riesgo de 6.3% se encuentra debajo del límite de apetito de riesgo establecido por la entidad financiera, cuyo límite es de 6.5%.

El impacto en las colocaciones de crédito en la campaña de préstamos personales sería de aproximadamente 14.7%, es decir, se dejaría de colocar 14.7% de los créditos.

Se puede observar que el mayor impacto en las colocaciones de crédito serían en clientes cuya condición laboral es Independiente, principalmente el Informal.

Conclusiones

- En base a los resultados mostrados se identificó diez segmentos con mayor riesgo para la campaña de préstamos personales de la entidad financiera, los cuales se describen a continuación:
 - Cliente dependiente con score Bueno B del modelo interno y Clase de riesgo 4 del modelo externo
 - Cliente dependiente con score Regular A y Clase de riesgo 1 y 4 del modelo externo
 - Cliente dependiente con score Regular A, Clase de riesgo 3 del modelo externo y Leverage > 10.0
 - Cliente independiente formal con score Bueno A del modelo interno y Clase de riesgo 4 del modelo externo
 - Cliente independiente formal con score Bueno B y Clase de riesgo 3 del modelo externo
 - Cliente independiente formal con score Bueno B y Clase de riesgo 4 del modelo externo
 - Cliente independiente informal con score Regular A del modelo interno
 - Cliente independiente informal con score Bueno A y Clase de riesgo 4 del modelo externo
 - Cliente independiente informal con score Bueno B y Clase de riesgo 4 del modelo externo
 - Cliente independiente informal con score Bueno B, Clase de riesgo 3 del modelo externo y renta ≤ 800

- Los segmentos con mayor nivel de riesgo crediticio tienen un índice de riesgo (IR12) de 20.3%, por encima del promedio de entidad financiera y del límite de apetito de riesgo.
- Al excluir los segmentos con mayor nivel de riesgo, tenemos que el índice de riesgo (IR12) es de 6.3%, el cual se encuentra por debajo del límite de apetito de riesgo.
- Al identificar y excluir los segmentos con mayor nivel de riesgo crediticio se puede concluir que el índice de riesgo se encuentra por debajo del límite de apetito de riesgo.

La institución se encuentra desarrollando su operación dentro de un entorno expuesto a innumerables riesgos, que deben ser mitigados con la ayuda de herramientas, entre ellas las expuestas en el presente estudio como el análisis de cosechas y de segmentación. Este estudio plantea un control eficiente del riesgo crediticio que ha sido identificado, medida e implementado por la unidad de riesgos de la institución financiera.

Por otro lado, algunas instituciones financieras basan sus políticas de otorgamiento de crédito en modelos de score, que si bien recoge una serie de información histórica en su construcción, estos modelos están expuestos a la pérdida de poder predictivo ya sea por eventos externos o un cambio en el comportamiento del cliente. En este estudio se muestra a la segmentación como una alternativa práctica complementaria a los modelos de score.

Las instituciones financieras están expuestas a riesgos de origen externo, como los fenómenos naturales que generan un impacto negativo sobre la actividad económica o el daño de infraestructura que afecta la capacidad productiva en las zonas afectadas. Ante eventos de este tipo, la identificación de segmentos que trae consigo niveles de riesgos altos es de importancia con la finalidad de tomar acciones correctivas.

El planteamiento del estudio pretende garantizar la continuidad de la institución frente a cualquier eventualidad que genera pérdidas significativas y efectos negativos en los resultados de la institución a lo largo del tiempo, debido a que la gestión de riesgo de crédito es permanente.

A nivel profesional, el estudio genera un aporte significativo en la gestión del riesgo no solo en la institución, sino en muchas otras instituciones que aún por su tamaño y estructura tienen un limitado uso de herramientas que garanticen un adecuado seguimiento en el otorgamiento de créditos y las medidas correctivas oportunas.

Recomendaciones

- El modelo debe de actualizarse con nueva información disponible, ampliando la ventana de análisis.
- Analizar el impacto en las colocaciones de crédito ya que las entidades tienen metas de colocación, buscando alternativas de solución para compensar lo que se dejaría de colocar.
- Las herramientas de árboles de decisión son un buen complemento a los modelos de score, ya que permiten corregir las políticas de otorgamiento de crédito de forma simple; además, es de fácil entendimiento y de rápida implementación.
- Revisar si existen factores que afecten la calidad de cartera que no tengan relación con la política de crédito; por ejemplo, fraudes, alto grado de excepciones, temas económicos, conflictos sociales, desastres naturales, falta de control en la validación de documentos, entre otros.
- En futuras investigaciones se podría tener un grupo de prueba con cosechas más recientes.
- Las gerencias tienen que conocer las herramientas usadas en el seguimiento de cartera y el impacto en el riesgo crediticio ante desviaciones del apetito de riesgo.
- De los segmentos identificados con mayor nivel de riesgos, se puede profundizar el análisis a fin de tener un menor impacto en la exclusión de clientes en las campañas, donde se podría tomar acciones como: incrementar la tasa de interés, tener pilotos de campañas y/o reducir exposición de deuda o de concentración de los clientes de estos segmentos de mayor nivel de riesgo.

Referencias Bibliográficas

- Amat, J (2020). Árboles de decisión, random forest, gradient boosting y C5.0.
https://cienciadedatos.net/documentos/33_arboles_de_prediccion_bagging_random_forest_boosting
- Asociación de Supervisores Bancarios de las Américas (2008). Sanas Prácticas de Gestión y Supervisión de Riesgo de Crédito en las Américas. Grupo de Trabajo N° 2.
<https://ru.scribd.com/document/432542187/Sanas-practicas-riesgo-de-credito>
- Banco Central de Reserva del Perú (2019). Análisis de cosechas para créditos a las MYPE.
<https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/2019/noviembre/ref-noviembre-2019-recuadro-1.pdf>
- Banco Interamericano de Desarrollo (2011). Nota de Supervisión sobre la Gestión de Riesgo de Crédito”. Washington D.C.
<https://publications.iadb.org/publications/spanish/document/Nota-de-supervisi%C3%B3n-sobre-la-gesti%C3%B3n-del-riesgo-crediticio.pdf>
- Bouza C. y Santiago A. (2012). La Minería de datos: Árboles de decisión y su aplicación en estudios médicos. Modelación matemática de fenómenos del medio ambiente y la salud. Editorial: Universidad de Granada.
https://rideca.cs.buap.mx/web/files/articulo_itBUo0uWlAaJENf.pdf
- Berlanga Silvente, V., Rubio Hurtado, M. J., Vilà Baños, R. (2013). Cómo aplicar árboles de decisión en SPSS. [En línea] REIRE, Revista d’Innovació i Recerca en Educació. Vol. 6, núm. 1.
<https://revistes.ub.edu/index.php/REIRE/article/download/reire2013.6.1615/7229/8912>

Casares I y y Lizarzaburu E. (2016). Introducción a la Gestión Integral de Riesgo Empresarial.

Enfoque: ISO 31000. Editorial Platinum.

<https://www.mcasares.es/wp-content/uploads/2016/11/Libro-3-GIR-EMPRESARIALES.pdf>

Dama International (2018). Data Management Body Of Knowledge – DAMA-BMBOX. Guide 2nd Edición.

<https://www.dama.org/cpages/body-of-knowledge>

De Lara, A. (2014). *Medición y control de riesgos financieros*. Cuarta edición. México: Editorial Limusa.

<https://limusa.com.mx/producto/medicion-y-control-de-riesgos-financieros-4a-ed/>

Guía del docente (2017). Programa de asesoría a docentes sobre el rol y funcionamiento del sistema financiero de seguros y AFP y unidad de inteligencia financiera.

Superintendencia de banca y Seguros y AFP.

<https://www.sbs.gob.pe/portals/3/educacion-financiera-pdf/Guia%20del%20docente%202017.pdf>

Guía del usuario de IBM SPSS Modeler 18.4.

https://www.ibm.com/docs/es/SS3RA7_18.4.0/pdf/ModelerUsersGuide.pdf

Hernández R, Fernández C. y Baptista P, (2014). Metodología de la investigación. México, DF.

McGraw-Hill Interamericana. Sexta Edición.

<https://www.esup.edu.pe/wp-content/uploads/2020/12/2.%20Hernandez,%20Fernandez%20y%20Baptista-Metodolog%C3%ADa%20Investigacion%20Cientifica%206ta%20ed.pdf>

Horne J. y Wachowicz J. (2010), Fundamentos de Administración Financiera. México: Pearson Educación. Décimotercera edición.

https://www.economicas.unsa.edu.ar/afinan/informacion_general/book/fundamentos-de-adm-fin-13-van-horne.pdf

IBM SPSS (Statistical Package for the Social Sciences Inc, US). 2021. Manual del usuario SPSS Decision Trees 29.0.

https://www.ibm.com/docs/SSLVMB_29.0.0/pdf/IBM_SPSS_Decision_Trees.pdf

Kass, G. (1980). An Exploratory Technique for Investigating Large Quantities of Categorical Data. Applied Statistics, 29(2), 127–199. 188.

<https://doi.org/10.2307/2986296>

Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánica de la SBS, Ley N° 26702.

<https://www.sbs.gob.pe/normativa-y-estandares/normativa/leyes-de-los-sistemas-supervisados-y-normas-que-las-reglamentan/leyes-principales-de-los-sistemas-supervisados>

Millán J y Caicedo E (2017). Modelos para otorgamiento y seguimiento en la gestión de riesgo de crédito. Revista de métodos cuantitativos para la economía y la empresa. Universidad Pablo de Olavide. Sevilla.

<https://www.upo.es/revistas/index.php/RevMetCuant/article/view/2370>

Norma Internacional ISO 31000 (2018). Administración/ Gestión de Riesgos. 2nd Edición.

<https://www.ramajudicial.gov.co/documents/5454330/14491339/Norma.ISO.31000.2018.Espanol.pdf/cb482b2c-afd9-4699-b409-0732a5261486>

Parodi C. (2020) ¿Qué es un sistema financiero?

<https://gestion.pe/blog/economiaparatodos/2020/02/que-es-un-sistema-financiero-2.html/>

Pérez, C. y Santín, D. (2007). *Minería de datos: técnicas y herramientas*. Madrid: Ediciones Paraninfo, S.A.

Ramos S. (2015). TAIS vs CHAID. Búsqueda de perfiles de mujeres trabajadores en el servicio doméstico. Departamento de Estadística. Universidad de Salamanca.

https://gredos.usal.es/bitstream/handle/10366/128233/TFM_MAADM_Ramos_Hernandez_Sergio.pdf?sequence=4&isAllowed=y

Rayo, S (2008). Seminario Gestión Avanzada de Riesgo de Crédito - Seminario para gerentes de riesgos de las entidades microfinancieras. SBS.

https://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/pres_doc_basilea/I%20CONCEPTOS.pdf

Resolución S.B.S. N° 272 -2017 Reglamento de gobierno corporativo y de la gestión integral de riesgos.

https://www.sbs.gob.pe/app/pp/INT_CN/Paginas/Busqueda/BusquedaPortal.aspx

Resolución S.B.S. N° 2368 -2023 Modifica el Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones, aprobado por la Resolución SBS N° 11356-2008.

https://intranet2.sbs.gob.pe/dv_int_cn/2290/v2.0/Adjuntos/2368-2023.pdf

Resolución S.B.S. N° 3780-2011 Reglamento de gestión de riesgo de crédito.

https://www.sbs.gob.pe/app/pp/INT_CN/Paginas/Busqueda/BusquedaPortal.aspx

Resolución S.B.S. N° 11356-2008 Reglamento para la evaluación y clasificación del deudor y la exigencia de provisiones.

https://www.sbs.gob.pe/app/pp/INT_CN/Paginas/Busqueda/BusquedaPortal.aspx

Resolución S.B.S. N° 14353-2009 Modificación del Reglamento para la evaluación y clasificación del deudor y la exigencia de provisiones.

https://www.sbs.gob.pe/app/pp/INT_CN/Paginas/Busqueda/BusquedaPortal.aspx

Sánchez E y Serrano E. (2019). Análisis de cosechas en tarjetas de crédito. Revista Moneda. Banco Central de Reserva del Perú.

<https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Revista-Moneda/moneda-180/moneda-180-07.pdf>

Siarka P. (2011). Vintages Analysis as a Basic Tool Form Monitoring Credit Risk. Mathematical Economics.

https://dbc.wroc.pl/Content/18921/Siarka_Vintage_Analysis_As_A_Basic_Tool_2011.pdf

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP SBS (2015). Glosario de términos e indicadores financieros.

<https://intranet2.sbs.gob.pe/estadistica/financiera/2015/setiembre/sf-0002-se2015.pdf>