



**UNIVERSIDAD PERUANA DE CIENCIAS APLICADAS**

**ESCUELA DE POSTGRADO**

**PROGRAMA DE MAESTRÍA EN FINANZAS CORPORATIVAS**

**Modelo de rating para medianas empresas**

**TRABAJO DE INVESTIGACIÓN**

Para optar el grado académico de Maestro en Finanzas Corporativas

**AUTOR**

Alegría Ivanovna, Victoria Lucionovna ( 0000-0002-2619-2915)

**ASESOR**

Bocanegra Padilla, Leyder ( 0000-0002-2576-968X)

**Lima, 12 de febrero de 2021**

*DEDICATORIA*

*A mis padres Lucio, quién me cuida desde el cielo, y Valentina, que siempre guían mis pasos y son los mejores ejemplos de responsabilidad y perseverancia.*

*A Nelson, mi compañero incondicional, a quien admiro y me brindó confianza y aliento para alcanzar este objetivo.*

## AGRADECIMIENTOS

Mi agradecimiento a Leyder Bocanegra por el apoyo y la guía continua, y a los amigos que me brindaron su tiempo y paciencia para el desarrollo del presente trabajo de investigación.

## RESUMEN

El presente trabajo de investigación tiene como objetivo desarrollar un modelo de rating que permita mejorar la gestión del riesgo de crédito de las operaciones crediticias de los deudores de medianas empresas (según el tipo de crédito definido por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP), y complementar la evaluación cuantitativa y cualitativa que realiza el funcionario de créditos. Además, el modelo de rating permite determinar la probabilidad de incumplimiento de pago durante el año posterior al momento de evaluar a los deudores de medianas empresa en base a la información de sus características, comportamiento de pago y estados financieros, otorgándole una visión prospectiva, y finalmente segmentarlos según su nivel de riesgo.

Al respecto, se elaboró un modelo de rating para deudores de medianas empresas, que se basa en un modelo de regresión logística con 8 variables, que permite discriminar a los deudores que cumplen sus pagos respecto a los que incumplen sus pagos. Dicho modelo cuenta con niveles adecuados de predicción y discriminación tanto en la muestra de construcción como en la de validación. Asimismo, en función de los resultados del modelo, se clasificó a los deudores de medianas empresas en grupos según su nivel de riesgo, y en base a esta segmentación se pueden tomar mejores decisiones en la gestión de riesgo de crédito.

**Palabras clave:** Modelo de rating, medianas empresas, incumplimiento de pago y riesgo de crédito.

## ABSTRACT

The objective of this research paper is to develop a rating model that allows to improve the management of the credit risk of the credit operations of the debtors of medium-sized companies (according to the type of credit defined by the Superintendency of Banking, Insurance and AFP), and complement the quantitative and qualitative evaluation carried out by the loan officer. In addition, the rating model makes it possible to determine the probability of payment default during the year after the time of evaluating the debtors of medium-sized companies based on information on their characteristics, payment behavior and financial statements, giving it a prospective vision, and finally segment them according to their risk level.

In this regard, a rating model was developed for debtors of medium-sized companies, which is based on a logistic regression model with 8 variables, which allows us to discriminate between debtors who make their payments with respect to those who default on their payments. This model has adequate levels of prediction and discrimination in the development sample and in the validation sample. Likewise, based on the results of the model, debtors of medium-sized companies were classified into groups according to their level of risk, and with this segmentation, better decisions can be made in credit risk management.

**Keywords:** Rating model, medium-sized companies, payment default and credit risk.

## TABLA DE CONTENIDOS

CAPÍTULO 1. ASPECTOS GENERALES .....	1
1.1    PLANTEAMIENTO .....	1
1.2    OBJETIVO GENERAL.....	3
1.3    OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	3
1.4    JUSTIFICACIÓN.....	3
1.5    DELIMITACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN .....	4
CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO .....	6
2.1    Basilea II y III.....	6
2.2    Riesgo de Crédito .....	8
2.3    Gestión de Riesgo de Crédito .....	8
2.4    Tipos de crédito en el Perú .....	9
2.5    Modelos de Riesgo de Crédito .....	10
2.6    Modelos para predecir la insolvencia empresarial .....	13
2.7    Modelos de Rating.....	13
2.8    Criterios para la elaboración de modelos de rating .....	14
2.9    Modelo de Regresión Logística.....	16
2.10   Poder de Predicción de las variables y del modelo .....	17
CAPÍTULO 3. DIAGNÓSTICO SITUACIONAL .....	20
3.1    Sistema Financiero en el Perú antes del contexto del COVID-19.....	20
3.2    Indicadores Financieros de las empresas del Sistema Financiero en el Perú .....	23
3.3    Sistema Financiero en el Perú en el contexto del COVID-19 .....	26
3.4    Gestión de Riesgo de Crédito en el Perú .....	28
3.5    Uso de Modelos de Rating en el Perú .....	29
3.6    Uso de Modelos en el contexto COVID-19 .....	30
CAPÍTULO 4. PROPUESTA DE VALOR .....	32
4.1    Fuentes de información .....	32
4.2    Periodo de información .....	33
4.3    Definición de incumplimiento .....	35

4.4	Construcción de la variable dependiente .....	35
4.5	Definición de la muestra.....	37
4.6	Variables Explicativas del Incumplimiento.....	37
4.7	Análisis de las Variables Explicativas del Incumplimiento .....	40
4.8	Desarrollo del modelo .....	43
4.9	Validación del modelo.....	47
4.10	Segmentación según nivel de riesgo.....	47
	CONCLUSIONES.....	50
	RECOMENDACIONES .....	51
	REFERENCIAS .....	52
	Anexo 1. Variables explicativas candidatas al modelo de rating .....	56

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Rangos de valores del Valor de Información (IV) .....	18
Tabla 2. Rangos de valores del estadístico KS .....	19
Tabla 3. Estructura del Sistema Financiero en el Perú a febrero de 2020 .....	20
Tabla 4. Composición de saldos por tipo de crédito a febrero de 2020 .....	21
Tabla 5. Comparativo de la indicadores de morosidad en los últimos 4 años.....	24
Tabla 6. Información de los deudores de medianas empresas entre el 2014 y 2018.....	34
Tabla 7. Número de deudores de medianas empresas y tasa de malos entre el 2014 y 2018 .....	36
Tabla 8. Número de deudores de medianas empresas y tasa de malos para las muestras de desarrollo y validación.....	37
Tabla 9. Número de deudores de medianas empresas y tasa de malos por sector económico para las muestras de desarrollo y validación .....	38
Tabla 10. Número de deudores de medianas empresas, tasa de malos y valor de la información según la variable “Máximo Días de Atraso” .....	42
Tabla 11. Resultados del modelo de regresión logística del programa Stata .....	44
Tabla 12. Resumen de los resultados del modelo de rating para medianas empresas.....	45
Tabla 13. Grupos de Riesgo según Puntaje de Score .....	48



## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Evolución de los créditos directos en el Sistema Financiero .....	21
Figura 2. Composición de saldos por sector económico a febrero de 2020 .....	22
Figura 3. Evolución de los depósitos en el Sistema Financiero .....	23
Figura 4. Evolución de la calidad de la cartera en el Sistema Financiero .....	23
Figura 5. Evolución del ratio de capital global en el Sistema Financiero .....	24
Figura 6. Comparativo del ROE y ROA de febrero de 2020 versus febrero de 2019 .....	25
Figura 7. Comparativo de estructura de créditos entre febrero de 2020 versus julio de 2020 .....	26
Figura 8. Definición del periodo de información del RCC y estados financieros.....	33
Figura 9. Distribución en deciles del ratio “Resultados Acumulados sobre Activos” por sector económico .....	39
Figura 10. Resultados del árbol de decisión de la variable “Retorno Sobre Activos” .....	41
Figura 11. Resultados del árbol de decisión de la variable “Gastos Financieros sobre Utilidad” .....	41
Figura 12. Participación de deudores de medianas empresas y tasa de malos según la variable “Máximo Días de Atraso” .....	43
Figura 13. Test KS para la muestra de desarrollo.....	46
Figura 14. Curva ROC para la muestra de desarrollo .....	46
Figura 15: Resultados del árbol de decisión de la variable “Puntaje Score”.....	47
Figura 16: Participación de deudores de medianas empresas y promedio de la probabilidad de incumplimiento según los grupos de riesgo.....	48

## **CAPÍTULO 1. ASPECTOS GENERALES**

### **1.1 PLANTEAMIENTO**

En los últimos años, la evolución del Sistema Financiero ha sido rápida y se ha identificado una tendencia creciente en el uso de modelos de medición de riesgos para la toma de decisiones de gestión por parte de las entidades financieras, que ha sido impulsada por la necesidad de estimar impactos de forma más oportuna y con metodologías robustas, de modo que dichas entidades logren mantener una participación de mercado rentable, manteniendo una adecuada calidad de sus portafolios y con ello niveles de rentabilidad acordes con sus niveles de apetito y tolerancia al riesgo.

En ese sentido, para las entidades financieras es relevante fortalecer sus procesos y herramientas de admisión crediticia, momento en el cual se inicia el riesgo de crédito, que constituye la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del deudor debido al no pago de sus obligaciones.

Por lo tanto, como parte de la gestión del riesgo de crédito, las entidades financieras deben efectuar una evaluación crediticia del deudor que incluya la determinación de su capacidad y voluntad de pago, los antecedentes crediticios, la situación económica financiera, el nivel de coberturas de las garantías, entre otras. En particular, para la evaluación de los deudores de la cartera mayorista<sup>1</sup>, algunas entidades financieras solo consideran el análisis del funcionario de créditos que puede llegar a ser subjetivo; mientras que otras entidades complementan dicha evaluación con los resultados de los modelos de rating, que corresponden a herramientas estadísticas que permiten predecir la probabilidad de incumplimiento de pago de un deudor y clasificarlo según su nivel de riesgo. Cabe destacar que la etapa de otorgamiento es importante dado que el crédito es la clave del negocio de las entidades financieras, y si las entidades emplean políticas de otorgamiento indefinidas o laxas, a pesar de un seguimiento de riesgos adecuado, puede no ser suficiente para compensarlo.

Por otro lado, en el proceso de seguimiento de créditos, los deudores que materialicen su riesgo de crédito en eventos de incumplimiento generan impactos en las entidades

---

<sup>1</sup> Se componen de los créditos corporativos, gran empresa y mediana empresa.

financieras, en la medida que las referidas entidades deberán constituir un mayor nivel de provisiones, que son el reconocimiento de un posible no pago del crédito otorgado y se constituyen como requerimientos regulatorios, teniendo como efecto el incremento del gasto y por lo tanto una menor generación de utilidades. Así, las entidades financieras se ven afectadas al admitir deudores con mayores niveles de riesgo en relación a su apetito al riesgo, pudiendo generarse problemas de liquidez y solvencia, así como menores niveles de rentabilidad.

Asimismo, de acuerdo con la información de la “Carpeta de Información del Sistema Financiero” de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS), durante los últimos 5 años se ha incrementado el nivel de morosidad de la cartera mediana empresa de 5.2% en diciembre de 2015 a 9.3% en diciembre de 2019, expresado a través del indicador de cartera atrasada<sup>2</sup>, siendo este último resultado superior al promedio del Sistema Financiero que alcanza un nivel de 3.6%. Sobre el particular, entre varios factores que explicarían dicho incremento, se tiene que los deudores de la cartera mediana empresa sean admitidos considerando solo la evaluación de los funcionarios de créditos sin emplear herramientas cuantitativas como los modelos de rating. Sin embargo, es importante tomar en consideración que si bien existen entidades financieras que emplean modelos de rating en la gestión del riesgo de crédito, los mismos pueden presentar debilidades desde su construcción y además requieren procesos de validación y monitoreo continuo que permitan corroborar que se mantienen niveles adecuados de los indicadores de discriminación y predicción.

Por otro lado, el Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito aprobado mediante Resolución SBS N° 14354-2009, que recoge los principales lineamientos de Basilea II, establece que adicional al método estándar empleado para el cálculo del requerimiento de capital, existe la posibilidad que las entidades financieras utilicen métodos basados en calificaciones internas (más sensibles al riesgo) como los modelos de rating, previa autorización de la SBS, para lo cual deberán cumplir requisitos mínimos establecidos en el referido Reglamento, generándose con ello un incentivo adicional para el desarrollo y uso de tales modelos. Cabe destacar que para la elaboración de los modelos de rating, las entidades financieras deben contar con personal idóneo a nivel técnico en temas asociados a la gestión de riesgos de modelo.

---

<sup>2</sup> Se refiere a los créditos directos que no han sido cancelados o amortizados en la fecha de vencimiento y que se encuentran en situación contable de vencidos o en cobranza judicial.

Al respecto, de acuerdo con lo descrito, surge el siguiente problema:

¿En qué medida se puede mejorar a través de un modelo de rating la gestión del riesgo de crédito de las operaciones crediticias de los deudores de medianas empresas?

## **1.2 OBJETIVO GENERAL**

- Desarrollar un modelo de rating que permita mejorar la gestión del riesgo de crédito de las operaciones crediticias de los deudores de medianas empresas.

## **1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Determinar la probabilidad de incumplimiento de pago de los deudores de medianas empresas.
- Segmentar a los deudores de medianas empresas según su nivel de riesgo.

## **1.4 JUSTIFICACIÓN**

El Informe de Estabilidad del Sistema Financiero de la SBS de noviembre de 2019 indica que los deudores de medianas empresas presentan mayor riesgo de crédito, expresado en el nivel de mora y otros indicadores, respecto al total de la cartera mayorista. Al respecto, el ratio de incumplimiento<sup>3</sup> de la cartera mediana presentó un nivel de 3.4% a junio de 2019, y ante un escenario de estrés severo se incrementaría en 3.1 puntos porcentuales, alcanzando un nivel de 6.5% a junio de 2022, explicado por el menor grado de madurez económica de la cartera y un factor de riesgo adicional asociado al alto nivel de endeudamiento en moneda extranjera, que a junio de 2019, se evidenció que el 40% de los créditos a la cartera mediana empresa del Sistema Financiero se otorgó en moneda extranjera.

Cabe señalar que, ante el deterioro de la calidad de la cartera mediana empresa, no solo se afecta la clasificación crediticia de los deudores en el Sistema Financiero, sino también impacta en la solvencia y rentabilidad de las entidades financieras, y puede afectar la estabilidad del Sistema Financiero.

---

<sup>3</sup> Se define como la proporción de deudores que migró desde una situación de puntualidad en los pagos a una situación de incumplimiento (atrasos mayores a 90 días) en un horizonte de tiempo de un año.

Por lo expuesto, resulta importante evaluar la admisión de los deudores de la cartera mediana empresa, puesto que pueden ser más vulnerables ante choques adversos. Asimismo, una condición que genera un mayor deterioro de dicho portafolio está relacionada con que nuestro país no cuenta con un mercado de capitales desarrollado, por lo que existen pocas empresas que cotizan en la Bolsa de Valores, que han emitido instrumentos de deuda pública o que coticen en el Mercado Alternativo de Valores, y por ello no cuentan con un rating de una agencia de calificación. Al respecto, se plantea desarrollar un modelo de rating que permitirá determinar la calidad crediticia de un deudor de mediana empresa y anticipar los posibles deterioros de la cartera. Adicionalmente, el empleo de los modelos de rating también es relevante para el seguimiento de créditos a nivel individual y del portafolio, en la asignación de tasas de interés (pricing), en la planificación estratégica, en las proyecciones del presupuesto, en la determinación del apetito al riesgo, límites de exposiciones y pruebas de estrés, principalmente.

De manera adicional, el desarrollo de los modelos de rating cobra relevancia según el Nuevo Acuerdo de Capital (Basilea II), pues incorporan nuevas medidas del riesgo de crédito distintas al enfoque estándar, para lo cual las entidades financieras requieren contar con una metodología de modelos internos que determine la probabilidad de incumplimiento de los deudores en base a su comportamiento crediticio ajustado a su propia cartera. En ese sentido, las entidades financieras deberán cumplir una serie de requisitos para adoptar este enfoque avanzado en el cálculo del requerimiento de patrimonio efectivo según lo establecido en el Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito, y un primer paso constituye el desarrollo de sistemas de calificación interna (modelos de rating).

## **1.5 DELIMITACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN**

Para el desarrollo del presente trabajo de investigación se han identificado algunas limitaciones en cuanto al acceso de la información detallada de la situación económica y financiera, además de información cualitativa de los deudores de medianas empresas. Asimismo, no se cuenta con información sistematizada asociada a la gestión interna de los referidos deudores, tales como idoneidad técnica de sus principales funcionarios, sistemas, certificaciones, entre otras variables, que pueden permitir predecir la probabilidad de incumplimiento de pago.

De otro lado, la calidad de información representa una limitante debido a que se pueden descartar variables que pueden aportar al modelo por presentar inconsistencias o no encontrarse completas. Además, para el desarrollo del modelo de rating se requiere conocimientos financieros, estadísticos y de negocio.

Adicionalmente, se cuenta con tiempo escaso para la elaboración del modelo de rating mediante otras técnicas estadísticas, de forma que se puedan comparar entre ellas y seleccionar la que presente mejores indicadores de discriminación u otro enfoque alternativo.

## **CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO**

### **2.1 Basilea II y III**

El Comité de Basilea, creado en 1974 por un grupo de bancos y autoridades pertenecientes a los países del G10<sup>4</sup>, es una entidad que otorga orientación asociada a regulación financiera a nivel mundial, que sirve de guía para los supervisores financieros. El objetivo del Comité de Basilea es fortalecer los Sistemas Financieros a través de normas en diferentes aspectos tales como gobierno corporativo, solvencia, gestión de los diferentes tipos de riesgos, incluyendo el riesgo de crédito, entre otros.

En relación a los tratados alcanzados por el Comité de Basilea, el Acuerdo de Capital correspondiente a Basilea I (1998) estableció un mínimo de recursos propios (capital) de 8% a las entidades financieras y ha sido adoptado a nivel internacional.

Posteriormente, ante la necesidad de continuar desarrollando lineamientos asociados a las mejoras prácticas y recomendaciones, se creó el Nuevo Acuerdo de Capital o Basilea II (2004) que se basó en tres pilares: i) requisitos mínimos de capital, ii) supervisar la gestión de los fondos propios y iii) disciplina de mercado.

#### **a) Pilar I: Requisitos mínimos de capital**

Se proponen lineamientos para el cálculo del requerimiento de capital, motivando a los bancos a mejorar su administración y mediciones de riesgo, generando incluso ahorro en el requerimiento de capital con base en las mediciones internas de riesgo. En particular, para el riesgo de crédito tiene en cuenta la calidad de los prestatarios empleando calificaciones crediticias o ratings, mantiene el coeficiente de recursos propios de los bancos frente a los activos ponderados por riesgo para que sea superior a 8%, y añade requisitos de capital por riesgo operacional.

Así, se propone adoptar cualquiera de los tres enfoques, para el riesgo de crédito:

---

<sup>4</sup> Es el grupo de países que participó en el Acuerdo General de Préstamos establecido en 1962, conformado por los gobiernos de 8 países (Bélgica, Canadá, Francia, Italia, Japón, Países Bajos, Reino Unido y EEUU) miembros del Fondo Monetario Internacional, y los Bancos Centrales de Alemania y Suecia.

- Método estándar: Riesgos ponderados según información externa (rating crediticio de clasificadoras de riesgo) y estándares establecidos por el supervisor para la cartera minorista.
- Método básico basado en calificaciones internas: Para el cálculo de la probabilidad de default (PD), permite emplear modelos internos o sistemas de calificación interna elaborados por la entidad (por ejemplo, modelos de scoring o rating), mientras que los parámetros de pérdida ante el incumplimiento (LGD), y exposición en el momento del incumplimiento (EAD) son determinados por el supervisor.
- Método avanzado basado en calificaciones internas: Permite que los 3 parámetros mencionados anteriormente (PD, LGD y EAD), sean calculados mediante modelos internos.

b) Pilar II: Supervisar la gestión de los fondos propios

Se otorga lineamientos para que el supervisor promueva mejoras prácticas concernientes a la administración de riesgos y se incluyen otros riesgos como el estratégico y reputacional. Asimismo, el objetivo es garantizar que todas las instituciones financieras posean procesos internos de confianza, con la meta de analizar la suficiencia de su capital. En concordancia con este pilar, la SBS publicó el Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo Adicional aprobado mediante Resolución SBS N° 8425-2011.

c) Pilar III: Disciplina de mercado

Los bancos deben publicar la estructura y suficiencia de capital y la exposición al riesgo, con el objetivo de otorgar mayor transparencia. Al respecto, se establecen requisitos y recomendaciones para la divulgación de información cualitativa y cuantitativa asociada a los riesgos a los que está expuesta la empresa, incluyendo los objetivos, políticas, estructura organizativa y los procesos vinculados a la gestión de riesgos, así como las exposiciones, coberturas y mitigantes de dichos riesgos.

A raíz de la crisis del año 2008, en el periodo 2010 fue publicado el documento de Basilea III que constituyen medidas para reforzar la regulación, la supervisión y la gestión de riesgo de las entidades financieras, donde el riesgo de crédito cobró mayor relevancia para las entidades financieras, en particular el riesgo sistémico.



## **2.2 Riesgo de Crédito**

El riesgo de crédito se define 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” (Reglamento de Gobierno Corporativo y de la Gestión Integral de Riesgos, 2017, art. 23 literal a).

En Basilea I, el riesgo de crédito se define como “la posibilidad de que un prestatario o contraparte no pueda cumplir con sus obligaciones de acuerdo con los términos acordados”, y en Basilea II, se conserva la definición de Basilea I asociada al riesgo de crédito; no obstante, adicional al método estándar para el cálculo del requerimiento de capital por riesgo de crédito, se incorporó el método basado en calificaciones internas para el riesgo de crédito que depende de la aprobación del supervisor local, permitiendo a las instituciones financieras emplear sus propios sistemas de calificación interna para el riesgo de crédito.

## **2.3 Gestión de Riesgo de Crédito**

La gestión del riesgo de crédito se define como “El proceso que permite mantener el riesgo de crédito dentro de parámetros aceptables, establecidos en las políticas y procedimientos internos aprobados por el Directorio, y alcanzar sus objetivos de rentabilidad y eficiencia” (Reglamento de Gestión de Riesgo de Crédito, 2011, art. 1 literal c). Al respecto, se reconoce que el riesgo de crédito siempre va estar presente pero puede mitigarse para evitar cierto nivel de pérdida y a la vez debe considerar objetivos de rentabilidad.

Al respecto, el referido Reglamento señala que las entidades financieras supervisadas son responsables de realizar una gestión del riesgo de crédito adecuada según su tamaño y la complejidad de sus operaciones y servicios; así, el Directorio es responsable de aprobar y revisar periódicamente la estrategia, objetivos y lineamientos para la gestión del riesgo de crédito, además de las políticas y procedimientos para su gestión y establecer una estructura organizacional necesaria para la gestión del riesgo señalado.

Asimismo, en cuanto a la evaluación de las operaciones que integran la cartera crediticia, la Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros establece que “deberá tenerse presente que para su evaluación se tomará en cuenta los flujos de caja del deudor, sus ingresos y capacidad de servicio de la deuda, situación financiera, patrimonio neto, proyectos futuros y otros factores

relevantes para determinar la capacidad del servicio y pago de deuda del deudor. El criterio básico es la capacidad de pago del deudor. Las garantías tienen carácter subsidiario” (Ley N° 26702, 1996, art 222).

Así, el riesgo de crédito en el proceso de otorgamiento o admisión analiza la capacidad y voluntad del pago de los deudores, así como la calidad de garantías.

#### **2.4 Tipos de crédito en el Perú**

La cartera de créditos en el Perú, según la SBS, es clasificada en 8 tipos: créditos corporativos, créditos a grandes empresas, créditos a medianas empresas, créditos a pequeñas empresas, créditos a microempresas, créditos de consumo revolvente, créditos de consumo no revolvente y créditos hipotecarios para viviendas (Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones, 2008, art. 4).

En particular, el presente trabajo está orientado a los deudores que poseen créditos a medianas empresas por lo que resulta importante definir este tipo de crédito, así, según el referido Reglamento, se definen como “Aquellos créditos otorgados a personas jurídicas que tienen un endeudamiento total en el sistema financiero superior a S/ 300 000 en los últimos seis (6) meses y no cumplen con las características para ser clasificados como créditos corporativos o a grandes empresas. Si posteriormente, las ventas anuales del deudor fuesen mayores a S/ 20 millones durante dos (2) años consecutivos o el deudor hubiese realizado alguna emisión en el mercado de capitales, los créditos del deudor deberán reclasificarse como créditos a grandes empresas o corporativos, según corresponda. Asimismo, si el endeudamiento total del deudor en el sistema financiero disminuyese posteriormente a un nivel no mayor a S/ 300 000 por seis (6) meses consecutivos, los créditos deberán ser reclasificados como créditos a pequeñas empresas o a microempresas, dependiendo del nivel de endeudamiento. Se considera también como créditos a medianas empresas a los créditos otorgados a personas naturales que posean un endeudamiento total en el sistema financiero (sin incluir los créditos hipotecarios para vivienda) superior a S/ 300 000 en los últimos seis (6) meses, siempre que una parte de dicho endeudamiento corresponda a créditos a pequeñas empresas o a microempresas, caso contrario permanecerán clasificados como créditos de consumo. Si posteriormente, el endeudamiento total del deudor en el sistema financiero (sin incluir los créditos hipotecarios para vivienda), se redujera a un nivel no mayor a S/ 300 000

por seis (6) meses consecutivos, los créditos deberán reclasificarse como créditos de consumo (revolvente y/o no revolvente) y como créditos a pequeñas empresas o a microempresas, dependiendo del nivel de endeudamiento y el destino del crédito, según corresponda” (Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones, 2008, art. 4, numeral 4.2).

## **2.5 Modelos de Riesgo de Crédito**

La Fed y la OCC<sup>5</sup> (2011-2012) definen el término modelo como un método cuantitativo, sistema o estrategia que aplica teorías, técnicas e hipótesis estadísticas, económicas, financieras o matemáticas para procesar datos y obtener estimaciones cuantitativas (como se cita en Management Solutions, 2014). Asimismo, Management Solutions (2014) señala que un ejemplo de modelo corresponde a un scoring que permite el cálculo de la probabilidad de incumplimiento de los préstamos de una cartera mediante una regresión logística, y para el presente trabajo el modelo es un rating que es similar al scoring pero aplicado a empresas.

De otro lado, Saavedra y Saavedra (2010) indican que el sistema de medición de riesgo de crédito, como un modelo de rating, tiene por objetivo identificar los determinantes del riesgo de crédito de las carteras de cada entidad financiera para prevenir pérdidas potenciales. En cuanto a la clasificación de los modelos de riesgo de crédito, se considera la siguiente:

### **a) Modelos tradicionales**

Márquez (2006) señala que dentro de este tipo de modelos se identifican dos clases, la primera se basa en conceptos de tipo fundamental que parten de la proyección de variables económicas y financieras en el tiempo, y la segunda emplea una ponderación de factores que se identifican como determinantes del incumplimiento de las obligaciones (como se cita en Saavedra y Saavedra, 2010). Cabe destacar que los modelos de tipo fundamental involucran el criterio subjetivo de cada analista que se hace basándose en valoraciones de acuerdo con la experiencia adquirida en la asignación de los créditos, aunque en algunos casos este tipo de modelos ha sido sustituido por técnicas probabilísticas y estadísticas, se continúan empleando como complemento de los modelos más sofisticados (Saavedra y Saavedra, 2010).

---

<sup>5</sup> Fed (Federal Reserve Board) y OCC (Office of the Comptroller of the Currency).

Entre los modelos más resaltantes tenemos al modelo de 5 C's y el modelo de score de Altman, que se explican a continuación:

- Modelos de las 5 C's

Saavedra y Saavedra (2010) indican que entre los principales factores a considerarse para decidir si otorgar un crédito se tienen los siguientes:

1. Capacidad: Es el factor más importante en la evaluación de un deudor.
2. Capital. Se refiere a los valores invertidos en el negocio del acreditado, así como sus obligaciones, que requiere el análisis de su situación financiera.
3. Colateral: Son todos aquellos elementos de que dispone el acreditado para garantizar el cumplimiento del pago en el crédito, es decir, las garantías o apoyos colaterales.
4. Carácter. Son las cualidades de honorabilidad y solvencia moral que tiene el deudor para responder al crédito.
5. Condiciones. Son los factores exógenos que pueden afectar la marcha del negocio del acreditado, como las condiciones económicas y del sector o la situación política.

- Modelos de Score de Altman

Cruz, Lescano y Pastor (2013) señalan que el modelo score de Altman, en particular, el modelo Z2, permite clasificar a las empresas peruanas en quiebra y no quiebra, resaltando que este modelo es aplicable a todo tipo de empresas, y considera que es adaptable a la economía peruana por su fácil aplicación y uso intensivo en economías emergentes.

Belalcazar y Trujillo (2016) precisa que Altman en el año 1968 desarrolló un modelo de predicción empresarial para determinar la probabilidad que una empresa llegue a la quiebra, empleando como variables indicadores financieros y la técnica estadística de análisis discriminante, para empresas manufactureras que cotizan en bolsa. El primer modelo de Altman, denominado Z-Score, seleccionó en primer lugar 22 indicadores financieros de liquidez, rentabilidad, solvencia y actividad de 66 empresas de las cuales 33 habían entrado en quiebra entre los años 1946 y 1965, para quedarse finalmente con 5 indicadores: capital de trabajo / activo total ( $X_1$ ), utilidad / activo total ( $X_2$ ), utilidades antes de intereses e impuestos / activo total ( $X_3$ ), valor de mercado de las acciones / pasivo total ( $X_4$ ) y ventas / activo total ( $X_5$ ), obteniendo la siguiente ecuación:

$$Z=1.2 X_1 + 1.4 X_2 + 3.3 X_3 + 0.6 X_4 + 0.99 X_5$$

En particular, si  $Z \geq 2.99$ , la empresa presenta una probabilidad baja de quiebra, si  $Z \leq 1.81$  es una empresa que tiene una probabilidad alta de quiebra, y si el resultado está entre 1.82 y 2.98 representa una zona de incertidumbre y es difícil de predecir si entrará en quiebra en poco tiempo. Luego, Altman actualizó el modelo para aplicarlo a empresas manufactureras que cotizan en bolsa. En comparación con el modelo original, reemplazó el valor de mercado de las acciones por el valor contable de patrimonio, y modificó los pesos de las variables así como los umbrales definidos para el análisis, obteniéndose:

$$Z1=0.717 X_1 + 0.847 X_2 + 3.107 X_3 + 0.420 X_4 + 0.998 X_5$$

Finalmente, Belalcazar et al. (2016) señala que se ajustó el Z-score para aquellas empresas clasificadas en el sector comercial y de servicios que no cotizan en Bolsa, para expandir los sectores de la economía donde el modelo busca tener aplicación y uso. En particular, se eliminó la razón  $X_5$  correspondiente a ventas / activo total, quedando la siguiente fórmula:

$$Z2= 6.56 X_1 + 3.267 X_2 + 6.72 X_3 + 1.05242 X_4.$$

En ese sentido, se evidencia que las variables con mayor peso corresponden a capital de trabajo / activo total y utilidades antes de intereses e impuestos / activo total.

#### b) Modelos modernos

Saavedra y Saavedra (2010) señalan que los modelos modernos se consideran más sofisticados e incluyen un mayor número de variables, entre los que destacan el modelo KMV<sup>6</sup> de monitoreo de créditos, que define la probabilidad de incumplimiento como una función de la estructura de capital de la firma, la volatilidad del rendimiento esperado de los activos y el valor actual, desarrollado por la calificadora Moody's a inicios de la década de los noventa, y es una extensión del modelo de Merton. Asimismo, se tiene el modelo CreditMetrics, que se trata de uno de los modelos internos más conocidos y utilizados a nivel mundial, propuesto por J.P. Morgan que estima el VaR (Value at Risk) de crédito, que supone que el riesgo de crédito está en función de los cambios de la calificación crediticia y en la tasa de incumplimiento de los deudores, y busca estimar la distribución esperada de los cambios que se producen en el valor de mercado de los bonos.

---

<sup>6</sup> Su nombre se debe a la simplificación en siglas de sus autores: Kealhofer, McQuown y Vasicek.

## **2.6 Modelos para predecir la insolvencia empresarial**

Mongrut, Fuenzalida, Alberti, y Akamine (2011) señalan que los primeros análisis de quiebra empresarial corresponden a Beaver en el año 1966 que empleó un modelo univariado que demostró tener un nivel de precisión de hasta 87% empleando principalmente ratios de solvencia financiera, y a Altman en el año 1968 que desarrolló un modelo multivariado aplicando el método de análisis discriminante múltiple, reduciendo el número de ratios necesarios para la predicción, que producto de las críticas se adaptó posteriormente a economías emergentes en el año 1995.

De otro lado, Mongrut et al. (2011) han identificado los factores determinantes de la insolvencia empresarial para las empresas peruanas a través de un modelo logístico de predicción de insolvencia empresarial, entre los que destacan el ratio de apalancamiento, el retorno sobre activos, la tasa activa promedio, entre otros. Cabe señalar que si bien no corresponde propiamente a un modelo de rating dado que no mide la probabilidad de incumplimiento de la empresa sino que evalúa la probabilidad de que una empresa sea insolvente, es una primera aproximación a un modelo de rating y se considera relevante para este trabajo la revisión de las variables del modelo y la técnica estadística empleada.

## **2.7 Modelos de Rating**

Los modelos de rating son herramientas estadísticas que permiten clasificar a los deudores que corresponden a empresas, en grupos diferenciados según su nivel de riesgo y permiten anticipar los posibles deterioros de la cartera.

Adriazola (2015) sostiene que un modelo de rating es una herramienta que utiliza técnicas estadísticas para predecir si un cliente será un buen o mal pagador, y es empleado para la evaluación de grandes y medianas empresas.

Partal y Gómez (2015) señalan que un sistema interno de rating permite trasladar a un plano más técnico la tarea que los analistas de créditos tradicionalmente venían desempeñando, de forma que la evaluación y medición del riesgo de crédito es más precisa y objetiva.

Moody's (2000) indica que un sistema interno de rating útil para la gestión y control del riesgo de crédito debe reunir las siguientes tres características: en primer lugar, el funcionamiento y los resultados del sistema deben ser comprensibles y claro por lo que es necesario que el personal que utilice esta herramienta comprenda su funcionamiento e

interprete adecuadamente los resultados; en segundo lugar, el sistema debe discriminar eficientemente a los clientes en función de su calidad crediticia, y finalmente, el sistema deberá estar calibrado en probabilidades de impago para no solo ser útil en el otorgamiento de préstamos sino pueda ser usado en otras áreas de la gestión del riesgo de crédito, tales como la determinación del precio de las operaciones, asignación de capital, así como para la cobertura o negociación del mismo (Partal y Gómez, 2015).

## **2.8 Criterios para la elaboración de modelos de rating**

Fernández (2007) indica que para el desarrollo de un modelo de rating interno se requiere que la herramienta proporcione una solución integral tanto desde el punto de vista de riesgos como el de negocios. Adicionalmente, señala que el punto de partida en el desarrollo del modelo es proporcionar una descripción general, que se defina de forma clara y concreta sus características, y las condicionantes para su implementación; y propone evaluar lo siguiente:

- a) Del conocimiento del negocio a la disponibilidad de la información. Entre los aspectos claves a considerar son las características de negocio de la entidad, las líneas de negocios estratégicas, las políticas de riesgos, entre otros. En cuanto a la información de los deudores para el modelamiento se emplean principalmente 3 fuentes: estados económicos y financieros, información de la relación de los deudores con la entidad e información cualitativa. Fernández indica que la información de los últimos 2 grupos, puede resultar relevante para la predicción de la morosidad en algunos sectores y segmentos.
- b) Análisis estadístico, negocio y riesgos. Conseguir la integración equilibrada entre un conocimiento de negocio y riesgos y las evidencias analíticas, de forma que los modelos de rating desarrollados constituyan una verdadera herramienta a integrar en decisiones de negocio, lejos de ser únicamente un ejercicio estadístico.
- c) Aprovechamiento óptimo de la información. Para estimar la capacidad del deudor de atender sus compromisos de pago, se establece la definición de incumplimiento, donde se establece la categoría de “malo” mediante criterios próximos a los de la mora contable (más de 90 días de retraso en el pago) que puede tener variaciones, y que será evaluada en un periodo de tiempo, entre los seis meses y un año. En ese sentido, se definen 2 periodos, uno de observación donde se recoge las evidencias que intentan explicar el incumplimiento, y uno de comportamiento donde se recoge el comportamiento de pago de la empresa y se determina si la empresa es buena o mala.

- d) Desarrollo analítico. Entre las metodologías aplicadas se tienen los modelos paramétricos (modelos de regresión y redes neuronales) y algoritmos predictivos (árboles de decisión o clasificación). Entre los aspectos más comunes para el desarrollo, se considera que el segmento de banca corporativa no cuenta con grandes cantidades de operaciones ni un número de incumplimientos significativos, lo cual no ocurre en los créditos a medianas empresas; luego, que el modelo de rating debe proporcionar buenas estimaciones no solo sobre la muestra de desarrollo sino en el momento que se aplique a las solicitudes de crédito; y que la elección del modelo, que si bien debe proporcionar medidas aceptables de los estadísticos de ajuste (Power Stat, Gini y ROC), debe ser fácilmente interpretable.
- e) Modelos expertos y modelos mixtos. Existen empresas que en lugar de desarrollar un modelo de rating estadístico optan por elaborar un modelo experto. Así las variables que conforman el modelo, la importancia relativa de cada variable y cómo se relacionan con el resto de variables para formar un modelo de rating experto se basan en criterios expertos y no en el resultado de la aplicación de un algoritmo matemático. Cabe señalar que el desarrollo de un modelo de rating experto puede ser una buena estrategia para la implantación inicial de un modelo, para que a medida en que se disponga de información histórica suficiente y robusta, se pueda migrar a un modelo de rating estadístico.
- f) Interpretación básica. El modelo de rating es una herramienta que proporciona estimaciones de la calidad crediticia de cada una de las empresas, a nivel individual estas estimaciones se reflejan en una puntuación o probabilidad de incumplimiento, asignando una puntuación mayor a los clientes de mayor calidad crediticia, y en el caso de la probabilidad de incumplimiento se interpreta como el porcentaje de clientes que una vez clasificados con una determinada puntuación, incumplieron sus obligaciones de pago en el pasado. Es una práctica usual adaptar las estimaciones que proporcionan los modelos a una escala maestra que establece la relación entre puntuación y probabilidad de incumplimiento. En ese sentido, las entidades tienen la capacidad de ordenar sus empresas, con respecto a una medida que les indica la probabilidad de que cada una de ellas en un cierto horizonte temporal incumpla con sus obligaciones contractuales.
- g) Toma de decisión, gestión y rentabilidad. La integración en la gestión de los modelos de rating se extiende en todos los ámbitos de gestión (admisión, seguimiento y recuperaciones). El uso del modelo suele variar, se puede emplear para delimitar qué empresas tienen un riesgo que no es adecuado en función de la política de la entidad, o usos más avanzados, se emplea en las metodologías de rentabilidad ajustada al riesgo.



## 2.9 Modelo de Regresión Logística

Mongrut et al. (2011) concluyen a partir de la evidencia empírica asociada a 12 estudios de predicción de la insolvencia empresarial, que la regresión logística es el método más utilizado para predecir dicha insolvencia y obtiene un mejor porcentaje de clasificación correcta que el análisis discriminante, pero es menor comparado con el método de redes neuronales o el sistema compuesto de reglas de inducción (CRIS).

Asimismo, Pereira, Crespo y Sáez señalan que emplearon un modelo de regresión logística para medir la insolvencia empresarial debido a que los resultados son simples de ser interpretados y la capacidad predictiva de diferentes modelos es comparable; además, Aziz y Dar indica que el modelo de regresión logística para predecir la bancarrota corporativa requiere de menos observaciones que sistemas expertos de inteligencia artificial como el de las redes neuronales (Mongrut et al., 2011)

De otro lado, Hosmer & Lemeshow indica que la regresión logística se emplea cuando la variable que se desea modelar es dicotómica, es decir, del tipo si/no, bueno/malo, presente/ausente, etc. y busca modelar la influencia de la aparición de las variables explicativas en la ocurrencia del fenómeno dicotómico (Adriazola, 2015).

Al respecto, Adriazola (2015) refiere que en la práctica para aplicar este modelo se crea una variable binaria ficticia cuya estructura es:  $y_i$  es igual 1 cuando el fenómeno ocurre y 0 cuando el fenómeno no ocurre, donde  $i$  representa cada observación que posee. Por lo tanto, la regresión logística es un modelo estadístico de clasificación binaria que entrega la probabilidad de pertenencia a uno de los dos grupos definidos, utilizando para ello un conjunto de regresores (variables)  $x_i \in \mathbb{R}^n$  con  $i = \{1 \dots N\}$  y  $N$  el número de observaciones.

La probabilidad de pertenencia se obtiene mediante:

$$p(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1' x_1)}}$$

Donde:  $\beta_1 \in \mathbb{R}^n$ .

Además, Hosmer & Lemeshow (2000) señala que para la estimación de parámetros, es decir, la calibración del modelo se utiliza el método de máxima verosimilitud, en el cual se busca maximizar la probabilidad estimada de obtener los resultados categorizados según  $y_i$ . Asimismo, (Adriazola, 2015) indica que en la práctica, el uso de este modelo consiste en seleccionar un punto de corte para el valor de la probabilidad, tal que para los valores

mayores a ese punto de corte se determine que el valor esperado para la variable en estudio sea 1 y en caso contrario se asigna el valor 0. De esta manera, se logra la clasificación que sería:

$$p(x_i) \geq \text{punto de corte} \rightarrow y_i = 1$$

$$p(x_i) < \text{punto de corte} \rightarrow y_i = 0$$

## 2.10 Poder de Predicción de las variables y del modelo

En esta sección se explican los indicadores más usados para seleccionar las variables que tienen mayor valor de predicción (Valor de la Información) y para medir el poder predictivo del modelo (test de Kolmogorov-Smirnov, coeficiente de Gini y la curva ROC).

### a) Valor de Información (IV)

El valor de información es un buen indicador para seleccionar variables para un modelo de regresión logística binario, como es el caso de un modelo de scoring o rating. Al respecto, Montalván (2019) afirma que el valor de la información es un valor número que permite cuantificar el poder de predicción de una variable independiente, también se aplica en variables categóricas, y se calcula a partir de la siguiente expresión:

$$IV = \sum_{i=1}^n \left( \frac{b_i}{b} - \frac{m_i}{m} \right) \times \ln \left( \frac{b_i/b}{m_i/m} \right)$$

Donde,  $n$  es el número de categorías en la variable independiente,  $b_i$  y  $m_i$  es el número de buenos y malos clientes dentro de la categoría  $i$ .

Y  $b$  y  $m$ : el número total de buenos y malos clientes en el periodo de modelo, respectivamente.

Asimismo, Siddiqui (2006) señala que intuitivamente, mientras más grande sea el valor del IV, más predictiva será la variable independiente categorizada; sin embargo, las variables con valores superiores a 0.5 pueden ser sobre predictoras, así que deben ser revisadas con precaución, para determinar si se incluyen o no en el modelo.

A continuación se presentan los rangos de valores del IV y la categoría asociada a su nivel de predicción:

Tabla 1. Rangos de valores del Valor de Información (IV)

Rango del IV	Nivel de Predicción
< 0.02	No predictivo
[0.02 - 0.1>	Débil
[0.1 - 0.3>	Medio
>= 0.3	Fuerte

Fuente: Siddiqui (2006) y Elaboración propia

b) Test de Kolmogorov-Smirnov

Ladino (2014) indica que el test de Kolmogorov-Smirnov (test KS) de dos muestras intenta determinar si dos muestras difieren significativamente. La ventaja de este test es que no asume ninguna distribución para los datos.

Además, Adriaola (2015) afirma que en caso se busque comparar la distribución de una variable entre dos muestras: aquella con la que se calibró el modelo y una nueva muestra de datos, para determinar si la variable en estudio ha sufrido cambios significativos en su distribución, que pueden afectar de manera negativa un modelo construido en base a la primera muestra de datos. Por lo tanto, las hipótesis del test pueden ser planteadas de la siguiente forma:

$H_0$  = La distribución de la variable entre las muestras no es divergente.

$H_1$  = La distribución de la variable entre las muestras es divergente.

En particular, el contraste del test se basa en las diferencias entre las frecuencias relativas acumuladas por los mismos puntos de corte en cada muestra.

$$D_i = F_1(x_i) - F_2(x_i)$$

Donde  $F_1(x_i)$  es la frecuencia acumulada de la variable  $x_i$ , para un punto de corte terminado, en la muestra original y  $F_2(x_i)$  es la frecuencia acumulada de la variable  $x_i$  para el mismo punto de corte en la nueva muestra. Así, con estas diferencias, y para varios puntos de corte, se construye el siguiente estadístico cuya distribución es conocida.

$$Z_{KS} = \max_i\{|D_i|\}$$

Mays (2011) establece los umbrales para interpretar los resultados del test KS, que se muestran a continuación:

Tabla 2. Rangos de valores del estadístico KS

Rango del KS	Nivel de Predicción
< 20	Malo
[20 - 40>	Regular
[40 - 60>	Bueno
[60 - 75>	Muy Bueno
>= 75	Sospechoso

Fuente: Mays (2011)

c) Coeficiente de Gini

Anderson (2007) señala que el coeficiente de Gini es un estadístico usado para distinguir entre buenos y malos clientes, toma valores entre 0 y 1, considerando que, si el coeficiente de Gini es igual a 1, entonces el modelo separa perfectamente a buenos y malos. El estadístico está dado por la siguiente ecuación:

$$Gini = 1 - \sum_{i=L}^{H'} (P_b(i+1) - P_b(i))(P_g(i+1) + P_g(i))$$

Donde:  $i$  es el valor de score, en el rango  $L - H$ , que es,  $L \leq i \leq H$ .  $P_g(i), P_b(i)$ , corresponde a la proporción de buenos y malos con score menor o igual a  $i$ , en la población, respectivamente. Además, Anderson (2007) indica que para los modelos de originación, un coeficiente de Gini menor a 35% es sospechoso y mayor o igual a 50% es más que satisfactorio (como se cita en Montalván, 2019).

d) Curva ROC

Hosmer y Lemeshow (2000) señala que la curva de características operativas (Receiver Operating Characteristic) permite medir la discriminación de un modelo, dicho análisis se efectúa por medio de una gráfica denominada curva ROC, el cual es un análisis de sensibilidad que es la habilidad para identificar valores positivos que están correctamente clasificados, y especificidad que es la habilidad para identificar valores negativos que están correctamente clasificados, por lo que la sensibilidad es la verdadera tasa de valores positivos y la especificidad la tasa de valores negativos. En ese sentido, cuando la curva tiende hacia la izquierda, entonces el modelo tiene un buen poder de predicción, y en particular, si la curva ROC es superior a 70% se considera que el modelo es adecuado.

## CAPÍTULO 3. DIAGNÓSTICO SITUACIONAL

### 3.1 Sistema Financiero en el Perú antes del contexto del COVID-19

Considerando el contexto de la emergencia sanitaria que vive el país por el brote del COVID-19 que inició en marzo de 2020 en el Perú, ha generado que el Sistema Financiero adopte una serie de medidas (SBS, 2020a) que ha impactado en la distribución y evolución de la cartera de créditos, se considera conveniente realizar el análisis con la información hasta febrero de 2020.

En ese sentido, de acuerdo a la información de la SBS a febrero de 2020, el Sistema Financiero peruano está compuesto por 53<sup>7</sup> empresas que realizan operaciones múltiples, y 2 empresas de la Banca Estatal (Banco de la Nación y Banco Agropecuario).

Tabla 3. Estructura del Sistema Financiero en el Perú a febrero de 2020

Febrero 2020	Número de Empresas	Activos		Créditos		Depósitos	
		Monto (Miles S/)	%	Monto (Miles S/)	%	Monto (Miles S/)	%
Banca Múltiple	15	424,747,206	83.0	289,814,316	85.4	270,040,603	81.3
Empresas Financieras	10	16,182,372	3.2	14,033,306	4.1	7,927,876	2.4
Cajas Municipales	12	30,078,508	5.9	23,803,324	7.0	23,740,243	7.2
Cajas Rurales de Ahorro y Crédito	7	2,949,712	0.6	2,358,171	0.7	1,774,204	0.5
Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Microempresa	9	2,870,664	0.6	2,607,412	0.8	-	-
Banco de la Nación <sup>1/</sup>	1	34,326,238	6.7	5,949,663	1.8	28,487,621	8.6
Banco Agropecuario (Agrobanco) <sup>2/</sup>	1	387,342	0.1	828,986	0.2	-	-
<b>Total</b>		<b>511,542,043</b>	<b>100</b>	<b>339,395,178</b>	<b>100</b>	<b>331,970,548</b>	<b>100</b>

Tomado de la Carpeta de Información del Sistema Financiero a febrero de 2020

1/ Sólo considera los créditos de consumo e hipotecario

2/ No considera los créditos a las demás empresas del Sistema Financiero

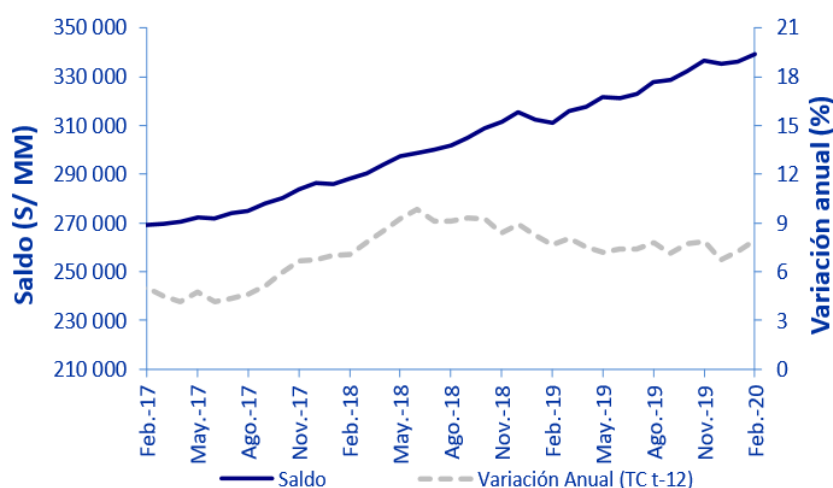
A febrero de 2020, el Sistema Financiero peruano cuenta con un nivel de activos de S/511 mil millones, explicado principalmente por la Banca Múltiple, que representa el 83% de los activos. Asimismo, las empresas bancarias (Banca Múltiple) concentran la mayor parte de los créditos y los depósitos del Sistema Financiero, en 85% y 81%, respectivamente.

#### a) Créditos

En cuanto a los créditos directos, a febrero de 2020, el saldo de dichos créditos a nivel del Sistema Financiero alcanzó los S/ 339 395 millones que representa un incremento de 9.1% en relación a febrero de 2019.

<sup>7</sup> Incluye a la Financiera TFC S.A., empresa en liquidación. En diciembre de 2019, la SBS procedió con la intervención de la Financiera debido a que redujo en más del 50% el valor de su patrimonio efectivo en el último año. En agosto de 2020, la SBS suspendió temporalmente el proceso de liquidación de la Financiera dado al acatamiento de la medida cautelar dictada por el Juzgado Civil Transitorio del Poder Judicial.

Figura 1. Evolución de los créditos directos en el Sistema Financiero



Fuente: Tomado de la presentación del Sistema Financiero Peruano a febrero de 2020 (SBS, 2020b)

Además, a febrero de 2020, las colocaciones en moneda nacional y extranjera registraron saldos de S/ 250 427 millones y US\$ 25 795 millones, y una variación anual de 10.6% y 0.6%, respectivamente. Así, el ratio de dolarización de los créditos disminuyó de 27.2% en febrero de 2019 a 26.2%, en febrero de 2020 (Cuadros Estadísticos de la SBS - Sistema Financiero, 2020).

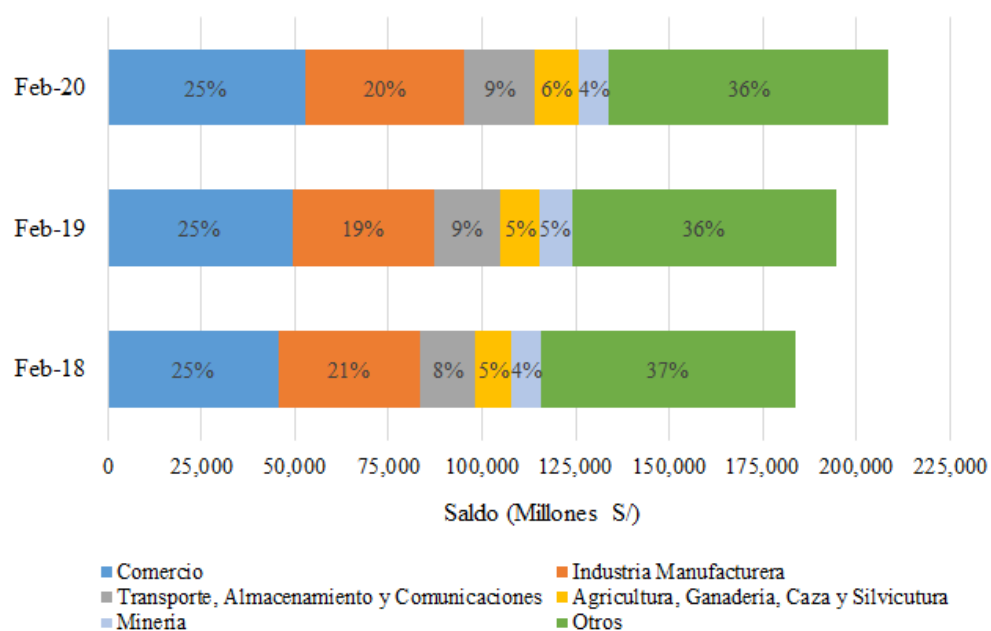
Tabla 4. Composición de saldos por tipo de crédito a febrero de 2020

Tipo de Crédito	Saldo (Mill. S/)	Part. %	Var. % anual
Corporativo	72,336	21%	7.2%
Gran empresa	47,396	14%	10.5%
Mediana empresa	46,189	14%	2.7%
Pequeña empresa	30,939	9%	10.0%
Microempresa	11,765	3%	7.2%
Consumo	78,361	23%	13.8%
Hipotecario	52,410	15%	9.8%
<b>Total</b>	<b>339,395</b>	<b>100%</b>	<b>9.1%</b>

Fuente: Cuadros Estadísticos del Sistema Financiero de la SBS a febrero de 2020 y Elaboración propia

En relación a los tipos de crédito, a febrero de 2020, los créditos destinados a actividades empresariales alcanzaron un saldo de S/ 208 624 millones, mientras que los créditos a hogares que incluyen los créditos de consumo e hipotecario alcanzaron un saldo de S/ 130 770 millones, con un incremento anual de 7.3% y 12.2% respecto a febrero de 2019, respectivamente. Por otro lado, cabe señalar que los créditos mayoristas representan casi el 50% de los créditos directos del Sistema Financiero (21% en créditos corporativos, 14% en créditos de gran empresa y 14% en créditos de mediana empresa).

Figura 2. Composición de saldos por sector económico a febrero de 2020



Fuente: Cuadros Estadísticos del Sistema Financiero de la SBS a febrero de 2018, 2019 y 2020 y Elaboración propia

En cuanto a los créditos para actividades empresariales por sector económico, a febrero de 2020, aproximadamente el 45% se enfocan en el sector comercio e industria manufacturera. Las colocaciones al sector comercio se incrementaron en S/ 3 389 millones (6.8% anual) y a la industria manufacturera en S/ 4 671 millones (12.1%). Además, las colocaciones al sector agricultura, ganadería y caza se elevaron en S/ 1 401 millones (13.5% anual), al sector transporte, almacenamiento y comunicaciones en S/ 1 089 millones (6.1% anual) y a construcción en S/ 191 millones (3.7% anual). De otro lado, los créditos al sector minería y al sector pesca disminuyeron en S/ 633 millones y S/ 270 millones, es decir, - 7.2% y -18.5% anual, respectivamente (Cuadros Estadísticos de la SBS - Sistema Financiero, 2020).

#### b) Depósitos

A febrero de 2020, los depósitos del Sistema Financiero alcanzaron los S/ 331 970 millones, registrando un incremento de 9.1% en relación a febrero de 2019. A nivel de moneda, los depósitos en moneda extranjera nacional se incrementaron en 9.8%, mientras que los depósitos en moneda extranjera aumentaron 3.3%, registrando a dicho mes saldos de S/ 221 362 millones y US\$ 32 069 millones, respectivamente. Con ello, el ratio de dolarización de los depósitos se mantuvo estable en 33.3% en febrero de 2020.

Figura 3. Evolución de los depósitos en el Sistema Financiero



Fuente: Tomado de la presentación del Sistema Financiero Peruano a febrero de 2020 (SBS, 2020b)

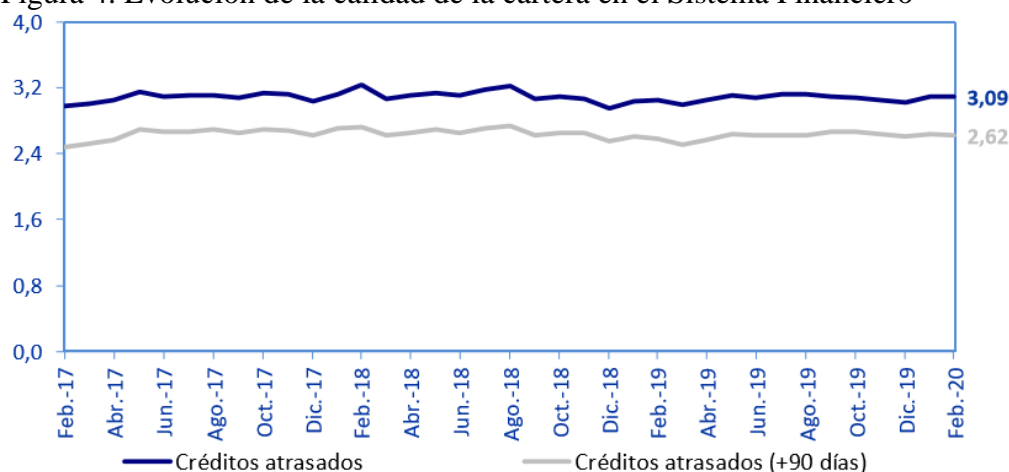
### 3.2 Indicadores Financieros de las empresas del Sistema Financiero en el Perú

Se presenta el análisis de calidad de la cartera, solvencia y rentabilidad del Sistema Financiero.

#### a) Calidad de la Cartera

En cuanto a la morosidad del Sistema Financiero, a febrero de 2020, el indicador de cartera atrasada<sup>8</sup> asciende a 3.1%, que es mayor en 0.04 pp. al registrado en febrero de 2019.

Figura 4. Evolución de la calidad de la cartera en el Sistema Financiero



Fuente: Tomado de la presentación del Sistema Financiero Peruano a febrero de 2020 (SBS, 2020b)

<sup>8</sup> La cartera atrasada se define como los créditos directos que se encuentran en situación de vencidos o en cobranza judicial. En el caso de la cartera mayorista, la totalidad del crédito se considera atrasado cuando tiene más de 15 días de atraso, la cartera mype a los 30 días de atraso, la cartera de consumo e hipotecaria se considera atrasada la cuota a los 30 días y el saldo a los 90 días de atraso.



Cabe señalar que la morosidad ajustada<sup>9</sup>, a febrero de 2020, se situó en 4.5%, y permite reflejar el riesgo del crédito desembolsado y no el riesgo retenido en la empresa, el cual se aproxima al ratio de morosidad.

Tabla 5. Comparativo de la indicadores de morosidad en los últimos 4 años

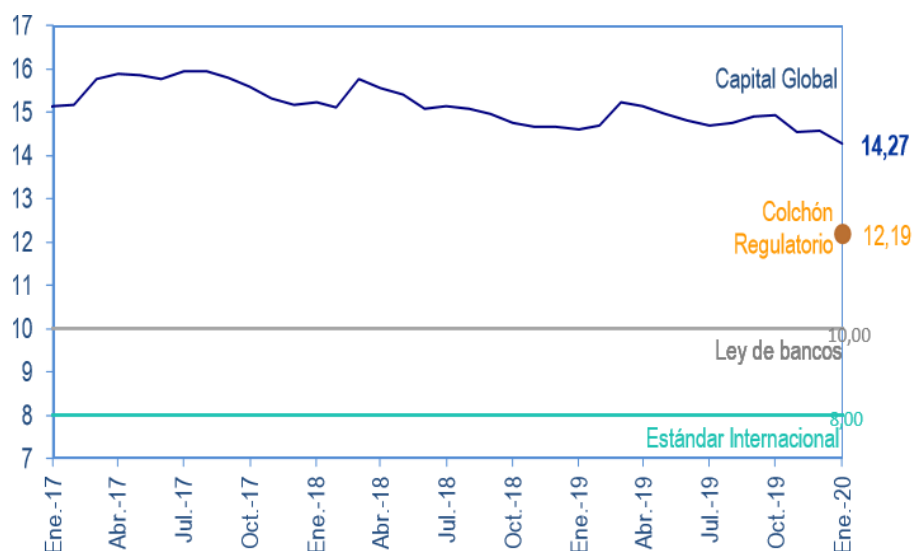
% de la cartera total	Feb-17	Feb-18	Feb-19	Feb-20
Créditos Atrasados	2,98	3,24	3,05	3,09
Créditos Refinanciados	1,21	1,28	1,49	1,43
Cartera atrasada + refinanciada y Reest.	4,20	4,62	4,54	4,53

Fuente: Tomado de la presentación del Sistema Financiero Peruano a febrero de 2020 (SBS, 2020b)

## b) Solvencia

El ratio de capital global mide el patrimonio efectivo que disponen las empresas para hacer frente a las fluctuaciones negativas del ciclo económico y en función al perfil de riesgo del negocio. A febrero de 2020, el ratio de capital global que refleja el grado de solvencia de las entidades financieras, medido como el patrimonio efectivo entre los activos y contingentes ponderados por riesgo de crédito, de mercado y operacional, de acuerdo con los requerimientos de Basilea II, se ubicó en 14.3% mostrando un nivel de capitalización superior al mínimo de 10% que exige la SBS y el 8% que recomienda Basilea.

Figura 5. Evolución del ratio de capital global en el Sistema Financiero



Fuente: Tomado de la presentación del Sistema Financiero Peruano a febrero de 2020 (SBS, 2020b)

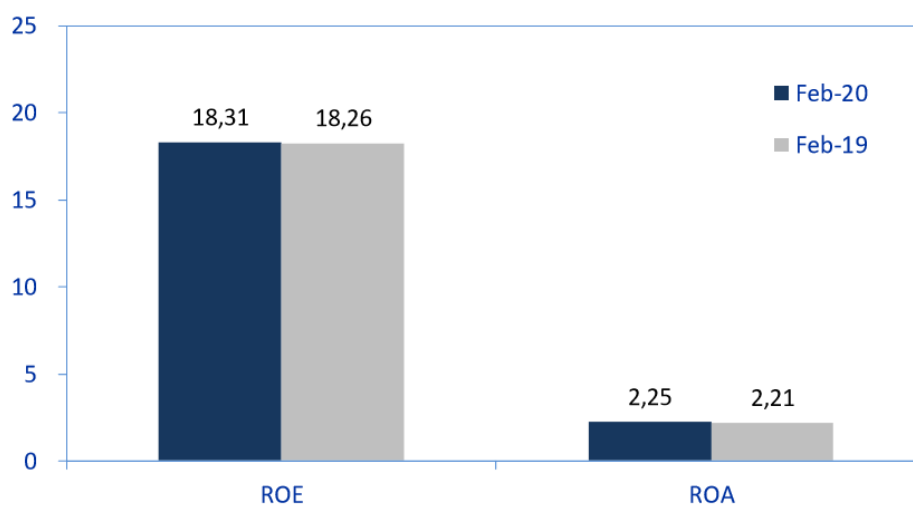
<sup>9</sup> Se define como el cociente de la suma del saldo de créditos en mora más el flujo de créditos castigados y transferidos en situación de mora en los doce meses previos, entre la suma del saldo de créditos directos más el flujo de créditos castigados y transferidos en los doce meses previos.

En cuanto a la fortaleza patrimonial, esto permite incrementar la cartera crediticia teniendo en cuenta los bajos niveles de bancarización en nuestro país, y así llegar a nuevos mercados. Cabe destacar que el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP) en su Reporte de Estabilidad Financiera de noviembre de 2019, señala que el Sistema Financiero mantiene su nivel de solvencia debido a la capitalización de las utilidades generadas, la emisión de bonos subordinados con plazos promedio de 10 años y la obtención de préstamos subordinados de COFIDE. En el caso de las entidades que registran pérdidas reciben aportes de capital de sus principales accionistas para fortalecer su base patrimonial; así, deben continuar efectuando esfuerzos para mejorar la gestión de sus riesgos y seguir reforzando su patrimonio, para hacer frente a potenciales deterioros de la cartera de créditos.

### c) Rentabilidad

Para el análisis de la rentabilidad se consideran los indicadores financieros de rentabilidad patrimonial (ROE) que se calcula dividiendo la utilidad neta anualizada entre el patrimonio promedio, y rentabilidad sobre activos (ROA) que se calcula dividiendo la utilidad neta anualizada entre el activo promedio. En particular, el ROE del Sistema Financiera alcanzó el nivel de 18.3% a febrero de 2020, y se incrementó ligeramente en relación a febrero de 2019, situación similar se verifica para el ROA que se situó en 2.2%, similar al del año anterior. Al respecto, esto se explica por el crecimiento de los créditos de consumo, a los cuales les corresponde un mayor rendimiento que otros tipos de crédito.

Figura 6. Comparativo del ROE y ROA de febrero de 2020 versus febrero de 2019



Fuente: Tomado de la presentación del Sistema Financiero Peruano a febrero de 2020 (SBS, 2020b)

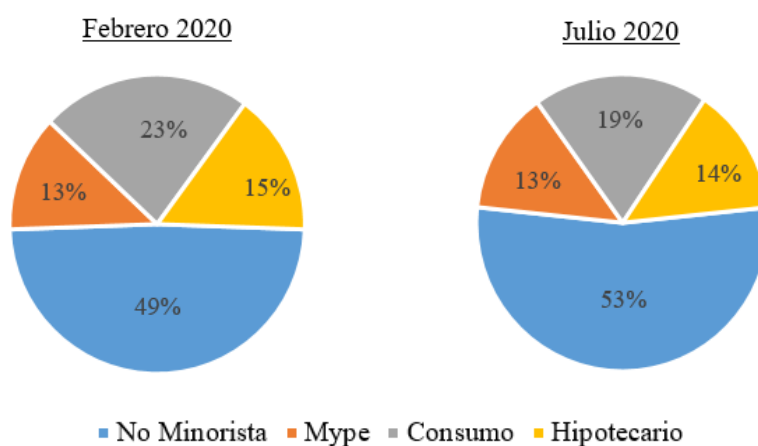
### 3.3 Sistema Financiero en el Perú en el contexto del COVID-19

A consecuencia de la propagación del COVID-19 que viene restringiendo la actividad productiva del país, lo que está ocasionando pérdidas económicas y problemas para que los deudores cumplan con el pago de sus obligaciones, desde marzo de 2020, la SBS viene emitiendo una serie de medidas (SBS, 2020a) para mantener la estabilidad, solvencia y liquidez del Sistema Financiero, así como evitar el rompimiento de la cadena de pagos, que propone en coordinación con el BCRP y el Ministerio de Economía y Finanzas, las cuales viene monitoreando de forma permanente.

Entre las medidas que destacan, es la posibilidad que las entidades financieras puedan realizar reprogramaciones de créditos (aplica para deudores con créditos vigentes que presentan algún problema para el cumplimiento de sus pagos, que implica cambio de la fecha de pago y periodos de gracia) con el objetivo que no se deteriore la clasificación crediticia para los clientes que no presentaban atrasos a febrero de 2020, cierre de mes previo a la declaratoria del estado de emergencia. Además, ha permitido el congelamiento de los días de atraso, mediante Oficio Múltiple N° 11170-2020-SBS de marzo de 2020, la SBS estableció que el conteo de los días de atraso registrados al 29 de febrero de 2020 queden suspendidos hasta el 31 de agosto del 2020, así como la situación contable de dichos créditos.

Como resultado de tales medidas, la estructura de crédito se ha modificado como se muestra en la figura 7, principalmente los créditos mayoristas han incrementado su participación de 49% a 53%, entre febrero y julio de 2020.

Figura 7. Comparativo de estructura de créditos entre febrero de 2020 versus julio de 2020



Fuente: Cuadros Estadísticos del Sistema Financiero de la SBS de febrero y julio de 2020 y Elaboración propia

Considerando las perspectivas negativas para la economía de nuestro país y que la actividad bancaria está muy relacionada al PBI, que finalmente impactará al sector financiero. En este contexto, las entidades financieras juegan un rol importante en la reactivación económica. Asimismo, para no interrumpir el cese en la cadena de pagos, el Gobierno peruano ha implementado los programas Reactiva Perú y Fondo de Apoyo Empresarial.

a) Programas de Gobierno

El programa Reactiva Perú (Decreto Legislativo N° 1455-2020) tiene como objetivo garantizar el financiamiento de la reposición de los fondos de capital de trabajo de empresas que enfrentan pagos y obligaciones de corto plazo con sus trabajadores y proveedores de bienes y servicios, a través de un mecanismo que otorgue la garantía del Gobierno Nacional a los créditos en moneda nacional que sean colocados por las empresas del sistema financiero (La Cámara, 2020). De otro lado, el Fondo de Apoyo Empresarial a la micro y pequeña empresa (FAE Mype) es un fondo estatal establecido para garantizar créditos de capital de trabajo para las micro y pequeñas empresas (mypes) de todos los sectores productivos, con plazos de 3 años y un período de gracia de hasta 12 meses, que se canalicen a través de las entidades del Sistema Financiero y las cooperativas de ahorro y crédito (Plataforma digital única del Estado Peruano, 2020).

Además, se crearon los programas FAE Turismo y FAE Agro para apoyar a las micro y pequeñas empresas del sector turismo (hospedaje, transporte interprovincial terrestre, transporte turístico, entre otros) y a los pequeños productores agropecuarios a fin de asegurar la campaña agrícola de cultivos transitorios y permanentes y la promoción de la actividad pecuaria, sectores que han sido afectados por la emergencia sanitaria nacional (Andina, 2020a).

En ese sentido, la SBS para fomentar que las entidades financieras participen en los Programas de Garantías del Estado señalados anteriormente, ha establecido que excepcionalmente se aplique una tasa de provisión por riesgo de crédito de 0% a la parte de los créditos que cuentan con cobertura de la garantía del Programa (Gestión, 2020).

Al respecto, a julio de 2020, el programa Reactiva Perú ha asignado un total de S/ 52 000 mil millones de soles y ha beneficiado a más de 309 000 empresas, mientras que FAE Mype ha garantizado créditos por 2 600 millones de soles, beneficiando a más de 250 000 mypes, con una tasa promedio de 3.2% (Andina, 2020b).

## b) Créditos reprogramados

Desde el inicio de la emergencia sanitaria nacional y considerando las medidas de la SBS, las instituciones financieras vienen reprogramando los créditos de sus deudores que presentan problemas en la capacidad de pago, a quien se le otorga facilidades tales como periodos de gracia, reducción de las cuotas, extensión del plazo de créditos, entre otros. De acuerdo con el documento “Nota sobre Reprogramaciones BCRP” (BCRP, 2020), debido a la disminución de los ingresos a consecuencia de la pandemia del COVID-19, las entidades del Sistema Financiero han reprogramado los créditos de sus deudores, tanto de manera automática como individual, contribuyendo a evitar el rompimiento de la cadena de pagos y así aliviar el flujo de caja de los deudores.

Así, para seguir impulsando las reprogramaciones, a inicios de junio de 2020, el Directorio del BCRP aprobó la creación de las operaciones de reporte con reprogramaciones. Al respecto, el BCRP informó que, según información de la SBS, al 30 de junio se ha reprogramado alrededor de 9 millones de créditos, un equivalente de aproximadamente S/ 132 mil millones, lo que representa el 36% del total de la cartera del Sistema Financiero, convirtiendo al Perú en uno de los países que lideran las reprogramaciones de créditos en la región. En tal sentido, indicó que el 57% de la cartera mype y el 50% de la cartera de consumo ha sido reprogramada, y las entidades especializadas en microfinanzas han reprogramado más del 70% (Portal FinDev, 2020).

### **3.4 Gestión de Riesgo de Crédito en el Perú**

De acuerdo con lo establecido en el Reglamento de Gestión de Riesgo de Crédito, se señala la responsabilidad que tienen las empresas financieras supervisadas y sus directorios en materia de gestión del riesgo de crédito. Al respecto, se establece que las empresas son responsables de efectuar una gestión de riesgo de crédito adecuada a su tamaño y a la complejidad de sus operaciones y servicios.

Belaunde (2012) indica que “gestionar el riesgo de crédito no se reduce a elaborar modelos estadísticos para su medición ni a dominar las técnicas sofisticadas de transferencia del riesgo”, haciendo referencia a la crisis del 2008 donde se emplearon modelos que se alejaban del nivel real del riesgo. Asimismo, refiere que en la gestión del riesgo de crédito se debe considerar el riesgo de concentración que implica tomar montos excesivos sobre deudores individuales.

Cabe señalar que en el marco de fortalecer la gestión del riesgo de crédito en el Sistema Financiero, la SBS indicó que viene trabajando en una norma sobre la clasificación crediticia de cartera y provisiones en el 2019. En particular, se plantea que las provisiones<sup>10</sup> reflejen mejor las pérdidas esperadas para cada tipo de crédito y para un mismo tipo de préstamo entre las entidades financieras. Así, “una institución financiera que tiene un sistema de gestión de riesgo crediticio muy robusto genera una probabilidad de impago menor, por lo tanto, tendría una provisión menor frente a otro ente financiero que posee un manejo de riesgo no tan dedicado y que, por ello, tendría una pérdida esperada mayor con una provisión más elevada” (Andina, 2020). Por lo anterior, la adecuada gestión del riesgo de crédito permite un mayor dinamismo de crédito en el Perú y protege los recursos del público.

### **3.5 Uso de Modelos de Rating en el Perú**

El uso de los modelos de rating en el Perú por parte de las entidades financieras se ha venido incrementando en los últimos años. A la fecha, dichos modelos son empleados por las entidades financieras, principalmente para el proceso de otorgamiento de los clientes.

Al respecto, de la revisión de los informes de las clasificadoras de riesgo, se señala que el Banco de Crédito se enfoca en un modelo interno que ordena a los clientes en 11 rangos (desde AAA hasta F) según probabilidades de default para el análisis de los créditos mayoristas, que ha sido actualizado para obtener mayor precisión en la identificación del perfil de riesgo y la capacidad de pago de sus deudores; el BBVA Perú emplea un modelo de rating para el segmento de mediana empresa, que incluye variables cuantitativas y cualitativas, y para grandes empresas emplea el modelo Risk Analyst con enfoque en modelos sectoriales y con criterios globales; en el caso del Scotiabank, se precisa que las herramientas de evaluación empleadas para la banca empresa son las mismas que utiliza Bank of Nova Scotia (Casa Matriz), es así que a partir del 2014, el Banco hace uso de la plataforma Moody’s Risk Analyst, herramienta que estandariza y centraliza la información de los estados financieros de los deudores y permite la asignación de un rating interno dentro del proceso de adjudicación del crédito; y para Interbank se indica que el análisis de créditos comerciales considera factores cualitativos y cuantitativos en la evaluación de riesgo del deudor, a quien se le asigna un rating (escala del 1 “AAA” al 9 “C”), el cual es ajustado en función a garantías, plazos y comportamiento histórico (Apoyo y Asociados, 2019).

---

<sup>10</sup> Reservas contables que hacen las entidades financieras para cubrir los posibles impagos de los créditos, incumplimientos que son predecibles estadísticamente para los distintos tipos de créditos en el sistema financiero.

De acuerdo con el informe de clasificación al Banco Santander, la Unidad de Riesgos realiza el trabajo de preparación, análisis y asignación de rating de empresas, entre otras actividades (Moody's Local, 2019). Por otro lado, el informe de clasificación al ICBC señala que el equipo de admisión crediticia realiza un análisis financiero de los préstamos, además efectúa recomendaciones para las decisiones de crédito y clasifica a los nuevos deudores según una herramienta de rating crediticio, que incorpora una lista de vigilancia especial, y que la clasificación de rating asignada a los deudores se revisan por lo menos anualmente; así, el Credit Rating Model es utilizado dentro del Grupo y sus ratings son comparables internacionalmente (Apoyo y Asociados, 2018).

Cabe señalar que de acuerdo con la información de la SBS, el 85% de las empresas del Sistema Financiero otorgan créditos a medianas empresas.

### **3.6 Uso de Modelos en el contexto COVID-19**

El COVID-19 ha generado a nivel mundial un shock económico debido a un problema de salud pública, que se incrementa por la incertidumbre de su duración y de los posibles escenarios para retornar a la normalidad como la inmunidad colectiva y el desarrollo de vacunas o tratamientos eficaces. En ese sentido, se ha experimentado en nuestro país una desaceleración de la actividad económica y un aumento del desempleo<sup>11</sup>, y para contrarrestar ello el Gobierno aprobó un paquete importante de estímulos económicos; asimismo, se ha modificado el comportamiento de los consumidores y las empresas debido a las medidas de precaución y restricción por el aislamiento social que han impulsado las actividades económicas mediante canales online y servicios de entrega. Al respecto, lo descrito implica un desafío en la gestión de los modelos de riesgo de crédito dado que los supuestos y las definiciones empleados en la construcción de los modelos no se cumplirían en este contexto.

Farfah, Bredall, Brown y Arte (2020) señalan que los modelos por el COVID-19 se han visto impactados ante un posible deterioro de la calidad de los mismos y su respectivo monitoreo, así como en el desarrollo y validación de los modelos, es así que los modelos pueden requerir ser ajustados o reemplazados dado que resulta inapropiado el uso de los modelos en este contexto. Asimismo, otra alternativa es desarrollar nuevos modelos; sin embargo, se requiere recopilar información y tener una mejor comprensión de la situación epidemiológica, la macroeconomía, la respuesta del gobierno, entre otros aspectos.

---

<sup>11</sup> Según el INEI, el PBI se redujo en 17.4% en el primer semestre del 2020, y la tasa de desempleo se incrementó en 8.8%, entre abril y junio de 2020.

En ese sentido, se plantea que las instituciones financieras consideren las siguientes seis acciones para abordar la gestión de los modelos en estas circunstancias:

- a) Desarrollar un conjunto de principios rectores para informar las decisiones de gestión del modelo durante la pandemia. Así, los desarrolladores y validadores deben trabajar en conjunto para orientar a los equipos involucrados e impulsar en una coherente toma de decisiones relacionadas a la gestión de los modelos. Estos principios deben ser consistentes, estructurados, convenientes, flexibles y a la medida.
- b) Establecer una categorización de los modelos para concentrarse en los que pueden tener un mayor nivel de riesgo a causa de la pandemia. Al respecto, para dicha categorización se deberá considerar el grado de deterioro del rendimiento del modelo, la disponibilidad de información para elaborar un nuevo modelo, el uso de los modelos, entre otros.
- c) Adoptar una interpretación más flexible de los resultados del desempeño de los modelos. En particular, la interpretación de los resultados del seguimiento de los modelos deben complementarse con el juicio experto y considerar un posible deterioro temporal del desempeño de los modelos, además, evaluar posibles ajustes al modelo.
- d) Desarrollar árboles de decisión para identificar posibles alternativas del tratamiento de los modelos y orientar a la toma de decisiones sobre el uso de los mismos, que guarden coherencia con los objetivos de la institución.
- e) Revisar los procesos de control de los modelos para identificar donde aplicarlos, tales como cambios en los supuestos de los modelos, ajustes en puntos de corte, evaluaciones de referencia, entre otros, para lograr un equilibrio entre rigor y conveniencia.
- f) Establecer a un equipo especializado en la gestión de modelos durante la pandemia para ayudar en las decisiones que se tomen en cuanto a los modelos y su impacto en las empresas. Dicho equipo debe estar conformado por personal de desarrollo y validación de modelos, así como las áreas involucradas en la gestión de los modelos.

Farfah et al. (2020) destaca que la pandemia ha provocado un incremento significativo en las actividades asociadas a la gestión de modelos. En ese sentido, las seis acciones descritas permitirán a las instituciones financieras afrontar de una mejor forma la situación y desarrollar un plan de gestión de modelos sólido, que incluya cronograma y recursos, para abordar los problemas de gestión de modelos en el contexto del COVID-19.



## **CAPÍTULO 4. PROPUESTA DE VALOR**

El objetivo del presente trabajo de investigación es construir un modelo de rating para utilizarlo como herramienta en el proceso de evaluación de otorgamiento de operaciones crediticias a medianas empresas, que cuentan con historial crediticio en el Sistema Financiero, a través del cálculo de la probabilidad de incumplimiento de estos deudores y su respectiva segmentación según el nivel de riesgo, lo cual permita mejorar la gestión del riesgo de crédito. En ese sentido, se emplea información de las características, comportamiento en el Sistema Financiero, estados financieros de las medianas empresas y otra información relevante que permita predecir el evento de incumplimiento de pago de un deudor.

### **4.1 Fuentes de información**

La información del comportamiento y características del deudor, se obtiene del Reporte Crediticio Consolidado<sup>12</sup> (RCC). Entre las variables que se extraen del RCC se tienen los días de atraso, la clasificación crediticia del deudor, el monto del saldo deudor a nivel de persona jurídica o natural, según diferentes agrupaciones como clasificación crediticia regulatoria del deudor y situación contable, la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (Códigos de Sectores Económicos – CIIU, 2020) para definir el sector económico, entre otras variables.

En cuanto a los estados financieros de los deudores, se emplea la información financiera al cierre del año de las empresas que son deudores de medianas empresas, según la tipología de la SBS, con una deuda total (incluye a la deuda indirecta) superior a S/ 300 mil en alguna entidad del Sistema Financiero.

En particular, para este trabajo de investigación se emplea la información del RCC entre los periodos de enero de 2013 hasta diciembre de 2019, y para los estados financieros se emplea la información de los cierres de año desde el 2012 al 2017, que se explicará en la siguiente sección.

---

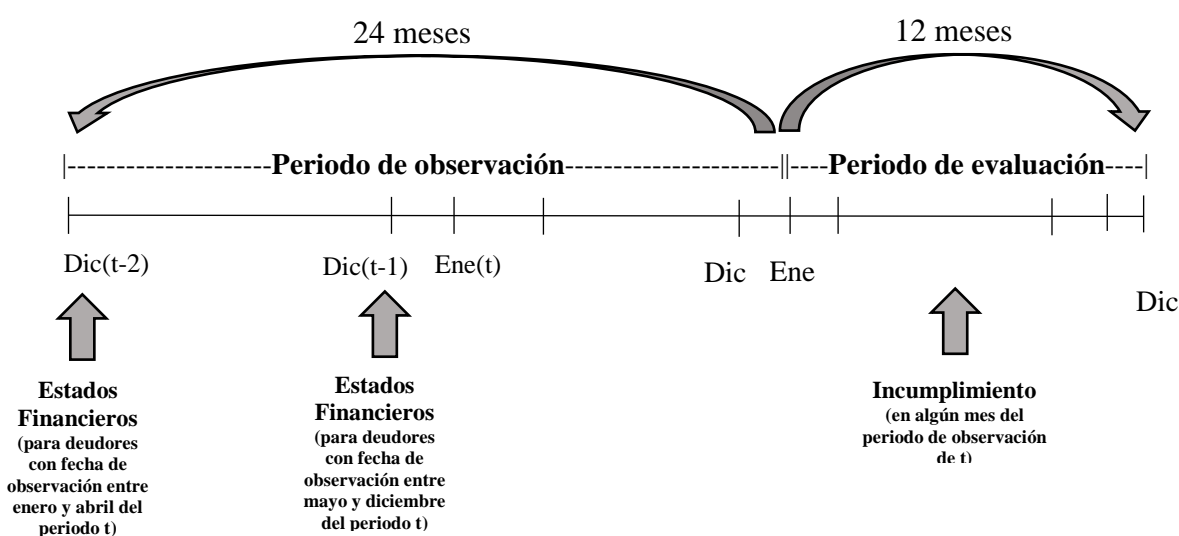
<sup>12</sup> El RCC es un archivo centralizado que comparte la SBS de forma mensual a las entidades del Sistema Financiero y las centrales de riesgo, con toda la historia crediticia de los préstamos en el Perú, que tiene un desfase de 2 meses.

## 4.2 Periodo de información

Los periodos de observación y evaluación empleados para la construcción del modelo de rating comprenden entre diciembre de 2012 y 2019. Así, el periodo de información se define de la siguiente manera:

- a) Fecha de observación: Corresponde a la fecha donde se inicia la evaluación del deudor y permite definir qué estados financieros se emplearán, si se emplean al cierre del año anterior ( $t-1$ ) o la de dos años previos ( $t-2$ ), según la disponibilidad de información. Para efectos de este trabajo, se establece la siguiente regla para el tratamiento de los estados financieros, si la fecha de observación es a partir de mayo del periodo  $t$  se emplea los estados financieros del periodo  $t-1$ , mientras si la referida fecha es entre enero y abril del periodo  $t$  se emplean los estados financieros del periodo  $t-2$ . El tratamiento descrito obedece a la necesidad de las empresas de cerrar sus estados financieros anuales, lo cual puede tardar aproximadamente hasta cuatro meses.
- b) Periodo de observación: Se refiere al periodo de los últimos 12 meses, a partir de diciembre de año previo ( $t-1$ ) a la fecha de observación ( $t$ ), donde se analiza la información del comportamiento y pago del deudor.
- c) Periodo de evaluación: Se refiere al periodo de 12 meses a partir de la fecha de observación, donde se evalúa el comportamiento del deudor para determinar si se encuentra o no en incumplimiento (este concepto se explicará en la siguiente sección).

Figura 8. Definición del periodo de información del RCC y estados financieros



Fuente: Elaboración propia

Asimismo, dado que en un año de observación se puede registrar al deudor hasta 12 veces, y el tratamiento apropiado es solo considerar al deudor una vez por año, se privilegia la información del deudor que este registrado al menos una vez en el RCC en el periodo de mayo y diciembre del año de observación dado que cuenta con los estados financieros del periodo (t-1) actualizados, según lo definido de manera previa; en caso contrario, se emplea los estados financieros del periodo (t-2), y dentro de los periodos señalados (entre mayo y diciembre o entre enero y abril) se considera la información más reciente. En ese sentido, en la base de datos para elaborar el modelo de rating, el mismo deudor puede aparecer como máximo hasta 5 veces, un registro por cada año de observación. Por ejemplo, para el año de observación del 2014, en particular si un deudor tiene información en diciembre de 2014, se emplea los estados financieros de diciembre de 2013 (información más reciente disponible), para la información asociada a las características y endeudamiento del deudor se considera desde enero hasta diciembre de 2013 (dependiendo de las variables), y para definir el estado de incumplimiento se observa el comportamiento del deudor en el transcurso del año, es decir, hasta diciembre de 2015.

Cabe señalar que se han definido estos criterios para completar la información de manera que se aproxime a la realidad, y replicar de alguna forma la información que contaba el funcionario de créditos en el momento de la evaluación al deudor (mediana empresa). Asimismo, considerando que para el modelo de rating se debe emplear a los deudores con clasificación Normal, es decir, a las medianas empresas que no se encontraban en incumplimiento en el periodo inicial, se cuenta con la siguiente información:

Tabla 6. Información de los deudores de medianas empresas entre el 2014 y 2018

<b>Año de observación</b>	<b>Nº deudores (Clasificación Normal)</b>	<b>Nº deudores (RCC)</b>	<b>% Información (para el rating)</b>
2014	2,038	28,668	7.1%
2015	2,242	29,304	7.7%
2016	2,411	29,776	8.1%
2017	2,414	31,279	7.7%
2018	2,575	33,386	7.7%
<b>Total</b>	<b>11,680</b>	<b>152,413</b>	<b>7.7%</b>

Fuente: Información del RCC entre el 2014 al 2018, bases de datos empleadas en la construcción y validación del modelo de rating y Elaboración propia

Para el modelo de rating, se cuenta con información de 11 680 empresas<sup>13</sup> con clasificación Normal con estados financieros disponibles entre el 2014 y 2018, y en el RCC se registran un total de 152 413 empresas en dicho periodo, por lo que empleará en el presente trabajo de investigación aproximadamente al 8% de deudores de medianas empresas, lo cual se considera una muestra adecuada y representativa para la elaboración del modelo de rating.

### **4.3 Definición de incumplimiento**

El estado de incumplimiento para la cartera mediana empresa se define a nivel de deudor según lo establecido en el artículo 56° del Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito; en particular, cuando un deudor mantenga varias obligaciones con una entidad, se le considera en incumplimiento cuando las obligaciones con atraso superior a 90 días representen más de S/ 100 o más del 1% de la deuda total del deudor en la entidad, el que resulte mayor. Además, el deudor se encuentra en incumplimiento<sup>14</sup> cuando no presenta más de 90 días de mora; sin embargo, cuenta con operaciones refinanciadas o reestructuradas de acuerdo a las cuentas contables del RCC; o si el monto atrasado (más de 90 días) supera las 3 Unidades Impositivas Tributarias, aun cuando es menor al 1% de la deuda total.

### **4.4 Construcción de la variable dependiente**

Para la construcción de la variable dependiente, en primer lugar se seleccionan a las medianas empresas que no se encuentren en situación de incumplimiento; es decir, que cuenten con una clasificación crediticia regulatoria Normal en la fecha de observación, dado que se busca captar deudores con un adecuado comportamiento de pago y una situación financiera sólida en el proceso de otorgamiento de créditos. Así, incluir clientes en situación de incumplimiento en el periodo inicial de evaluación, determinará que estos resulten en situación de incumplimiento al final del periodo de evaluación (después de 12 meses), y los indicadores de discriminación del modelo reflejarán que estos casos se están prediciendo

---

<sup>13</sup> Para alcanzar dicho número de deudores se realizó un proceso de limpieza de datos, dentro del cual se eliminó a los datos de tipo outliers con el objetivo de descartar datos heterogéneos que sesguen el análisis estadístico.

<sup>14</sup> Si un deudor cuenta con un saldo de S/1,500,000, del cual S/13,000 tiene más de 90 días de atraso, que representa el 0.9% del total de la deuda, se considera que el deudor se encuentra en incumplimiento debido a que el saldo en mora es superior a las 3 UIT (S/12,900).

correctamente; sin embargo, no se efectúa ninguna predicción toda vez que el deudor ya se encontraba en incumplimiento desde el inicio de la evaluación.

Luego, se define la ventana de desempeño, que corresponde al periodo de evaluación del deudor para definir si se encuentra en incumplimiento, y en este caso se emplea 12 meses. Cabe destacar que la elección de la ventana de desempeño de 12 meses está en función de la probabilidad de incumplimiento que se requiere estimar y el periodo donde la tasa de malos deudores sea estable. Así, se evalúa si un deudor bueno se encuentra en estado de incumplimiento o no en algún periodo de los siguientes 12 meses desde la fecha de observación. Por lo anterior, la variable dependiente corresponde a si un deudor se encuentra o no en incumplimiento de pago luego de un periodo de evaluación de 12 meses a partir de la fecha de observación; es decir, se emplea una variable binaria que puede tomar 2 valores: deudor que no está en incumplimiento (0 ó deudor bueno) y deudor en incumplimiento (1 ó deudor malo) para luego estimar una probabilidad de incumplimiento. Así, la distribución del número de deudores considerando la data de construcción es la siguiente, considerando un indicador de tasa de malos (número de deudores malos / número de deudores total):

Tabla 7. Número de deudores de medianas empresas y tasa de malos entre el 2014 y 2018

<b>Año de observación</b>	<b>Nº deudores buenos</b>	<b>Nº deudores malos</b>	<b>Total de deudores</b>	<b>Participación (%)</b>	<b>Tasa de Malos</b>
2014	1,873	165	2,038	17.4%	8.1%
2015	2,055	187	2,242	19.2%	8.3%
2016	2,212	199	2,411	20.6%	8.3%
2017	2,240	174	2,414	20.7%	7.2%
2018	2,400	175	2,575	22.0%	6.8%
<b>Total</b>	<b>10,780</b>	<b>900</b>	<b>11,680</b>	<b>100.0%</b>	<b>7.7%</b>

Fuente: Bases de datos empleadas en la construcción y validación del modelo de rating y Elaboración propia

Así, se observa que la tasa de malos, definido como la división entre el número de deudores en incumplimiento respecto al número total de deudores, es de 7.7% para los deudores de medianas empresas a considerar en el modelo de rating; cabe señalar que dicha tasa de malos se ha mantenido en niveles similares en los últimos 5 años.

#### 4.5 Definición de la muestra

Se cuenta con información de 11 680 deudores de medianas empresas que se divide en dos sub muestras, la primera se emplea para el desarrollo del modelo (80% de la muestra) y la segunda se utiliza para la validación de modelo (20% de la muestra), de forma que se mantenga la proporcionalidad de la tasa de malos.

Tabla 8. Número de deudores de medianas empresas y tasa de malos para las muestras de desarrollo y validación

<b>Muestra</b>	<b>Nº deudores buenos</b>	<b>Nº deudores malos</b>	<b>Total de deudores</b>	<b>% Total</b>	<b>Tasa de Malos</b>
Muestra Desarrollo	8,673	730	9,403	80.5%	7.8%
Muestra Validación	2,107	170	2,277	19.5%	7.5%
<b>Total</b>	<b>10,780</b>	<b>900</b>	<b>11,680</b>	<b>100.0%</b>	<b>7.7%</b>

Fuente: Bases de datos empleadas en la construcción y validación del modelo de rating y Elaboración propia

#### 4.6 Variables Explicativas del Incumplimiento

En esta sección se detallan cuáles son las variables que pueden explicar el evento del incumplimiento de pago del deudor de mediana empresa. Al respecto, se considera conveniente distinguir las variables en dos bloques: bloque financiero (información de ratios financieros) y bloque operativo (información asociada al endeudamiento y comportamiento de pago del deudor). Cabe señalar que las variables asociadas a los ratios financieros, que demuestran una alta capacidad predictiva, son empleadas en los modelos para predecir la insolvencia empresarial y también en la evaluación tradicional de los funcionarios de créditos.

##### 4.6.1 Bloque Financiero

En el bloque financiero se trabaja con la información disponible de los estados financieros que está asociada a la composición de las cuentas del estado de resultados y la situación del activo y pasivo. Al respecto, dicha información permite construir un conjunto de ratios financieros, por lo que la selección de los referidos ratios como variables explicativas del modelo debe considerar que sean intuitivas y de fácil interpretación, además de ser estadísticamente significativas. En relación a los ratios financieros, se identificó los siguientes 5 tipos: liquidez, endeudamiento, rentabilidad, solvencia y gestión. Sobre el particular, se construyeron 58 ratios financieros, los cuales son empleados en la evaluación

del riesgo de crédito de un deudor mediana empresa. Asimismo, dado que las empresas pertenecen a diferentes sectores económicos se considera conveniente realizar un proceso de sectorización por el cual los ratios financieros de los deudores de distintos grupos de actividad se convierten en comparables, el cual se explica a continuación.

La situación de un sector económico puede afectar el desarrollo de una empresa y es determinante en su capacidad de pago. En ese sentido, se propone la siguiente agrupación en 4 sectores económicos en función del criterio experto: i) comercio, ii) industria, agropecuario y pesca, iii) transporte e hidrocarburos, y iv) servicio y otras actividades. En cuanto a la información de los sectores económicos existen diversas alternativas para incluirla en el modelo de rating, desde elaborar modelos diferenciados por sector, que en este caso no aplicaría debido a pocos deudores en incumplimiento para cada agrupación del sector, hasta realizar un proceso de sectorización de la información cuantitativa disponible, la cual se considera conveniente para este trabajo de investigación.

Tabla 9. Número de deudores de medianas empresas y tasa de malos por sector económico para las muestras de desarrollo y validación

<b>Sector Económico</b>	<b>Nº deudores buenos</b>	<b>Nº deudores malos</b>	<b>Total de deudores</b>	<b>% Total</b>	<b>Tasa de Malos</b>
Comercio	4,798	434	5,232	44.8%	8.3%
Industria, agropecuario y pesca	3,221	270	3,491	29.9%	7.7%
Transporte e hidrocarburos	1,773	150	1,923	16.5%	7.8%
Servicio y otras actividades	988	46	1,034	8.9%	4.4%
<b>Total</b>	<b>10,780</b>	<b>900</b>	<b>11,680</b>	<b>100.0%</b>	<b>7.7%</b>

Fuente: Bases de datos empleadas en la construcción y validación del modelo de rating y Elaboración propia

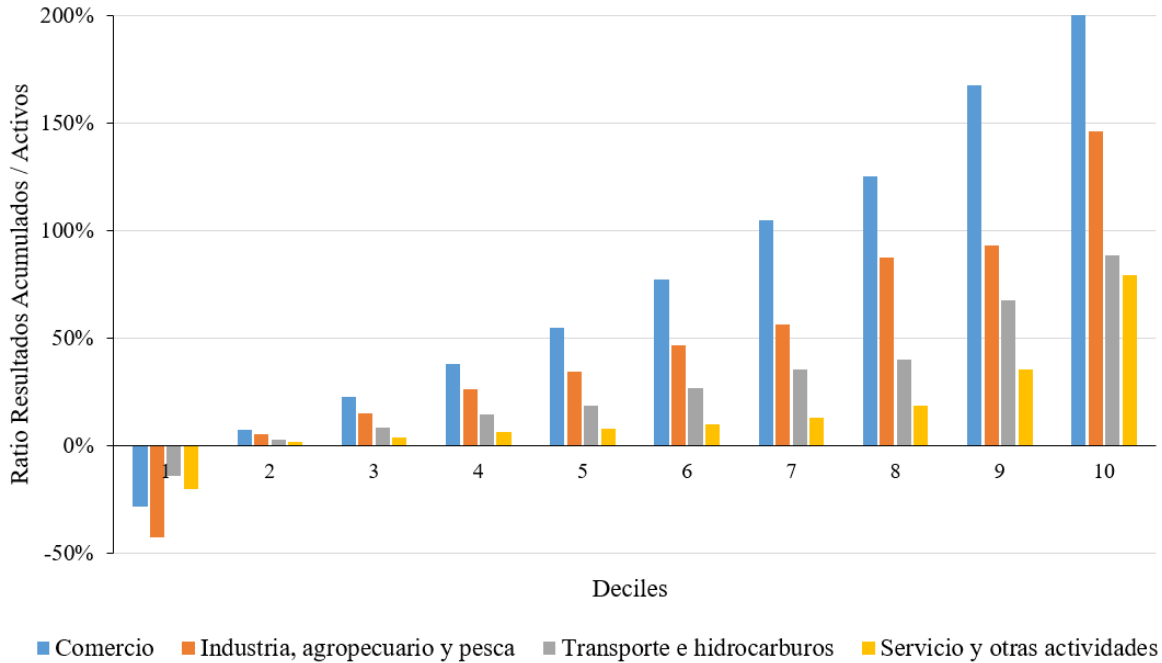
Así, la sectorización es un proceso por el cual los ratios financieros de los deudores de medianas empresas con diferentes sectores económicos se transforman con el objetivo de ser comparables. Esta transformación consiste en que a cada ratio financiero se le resta la mediana del sector económico agrupado y se divide entre la meda<sup>15</sup> del ratio en su respectiva agrupación.

$$\text{Ratio por sector económico agrupado} = \frac{\text{Ratio} - \text{Mediana Ratio por agrupamiento}}{\text{Meda Ratio por agrupamiento}}$$

<sup>15</sup> La meda se refiere al índice de dispersión que corresponde a la mediana de las desviaciones, en valor absoluto, de cada puntuación a la mediana y tiene la ventaja de no verse afectados por datos extremos.

La meda se calcula como:  $Meda = Mediana |x_i - Mediana|$

Figura 9. Distribución en deciles del ratio “Resultados Acumulados sobre Activos” por sector económico



Fuente: Bases de datos empleadas en la construcción y validación del modelo de rating y Elaboración propia

De acuerdo con el gráfico anterior, se evidencia un comportamiento diferenciado en función del sector económico para el ratio “Resultados Acumulados sobre Activos”, así los deudores de medianas empresas que pertenecen al sector económico comercio requieren un menor nivel de activos fijos para el desarrollo de su negocio, en comparación a los otros sectores por lo que el denominador del indicador será más pequeño, y con ello presentar mayores niveles del ratio señalado.

Al respecto, se procedió a aplicar el proceso de sectorización a los 58 ratios financieros para incluirlos en el desarrollo del modelo de rating, así como la variable sector económico según la agrupación definida para capturar el comportamiento del sector en relación al incumplimiento del deudor de mediana empresa.

#### 4.6.2 Bloque Operativo

En este bloque operativo se consideran variables asociadas a características y comportamiento de pago de los deudores de mediana empresa. Al respecto, se han definido 20 variables asociadas a la antigüedad de la empresa, tamaño de la empresa según nivel de



ventas, sector económico, ubigeo, indicador del riesgo cambiario crediticio, número de entidades acreedoras en el Sistema Financiero, número de días de atraso en el Sistema Financiero, clasificación crediticia en el Sistema Financiero, saldo de deuda (según situación contable y clasificación crediticia en el Sistema Financiero), información asociada a si cuenta con créditos en los bancos grandes del Sistema Financiero, entre otros.

#### **4.7 Análisis de las Variables Explicativas del Incumplimiento**

En esta sección se realiza el análisis de las 78 variables definidas (58 variables del bloque financiero y 20 variables del bloque operativo) considerando la información de la muestra de desarrollo correspondiente a 9 403 deudores de medianas empresas, para lo cual se establecieron los siguientes pasos:

- a) Calcular el porcentaje de los datos faltantes<sup>16</sup> de la muestra de desarrollo, descartando aquellas variables que cuentan con más del 5% de valores en dicha categoría. Al respecto, se excluyeron 9 variables de este análisis, relacionadas a los ratios financieros.
- b) Segmentar las variables en función de los puntos de corte obtenidos mediante el empleo de la técnica de árboles de decisión (CHAID<sup>17</sup>), y evaluar el sentido económico y estadístico de las variables respecto a la tasa de malos.

Al respecto, se identifican 26 variables que no se bifurcan en el árbol de decisión (21 variables del bloque financiero y 5 variables del bloque operativo), por lo que son descartadas para la elaboración del modelo. De las 43 variables restantes, 10 variables no presentan un comportamiento monótono<sup>18</sup> en relación a la tasa de malos por lo que se agruparon de forma experta; sin embargo, solo 1 variable no se logró asociar en categorías de forma que sea monótona. Así, se cuentan con 42 variables candidatas a incorporar en el modelo de rating que se detallan en el Anexo 1.

A modo de ejemplo del proceso descrito, se analizan las variables sectorizadas “Retorno sobre Activos” (bloque financiero) y la variable “Máximo días de atraso”, para revisar la definición de los puntos de corte en función de los árboles de decisión obtenidos con el programa SPSS.

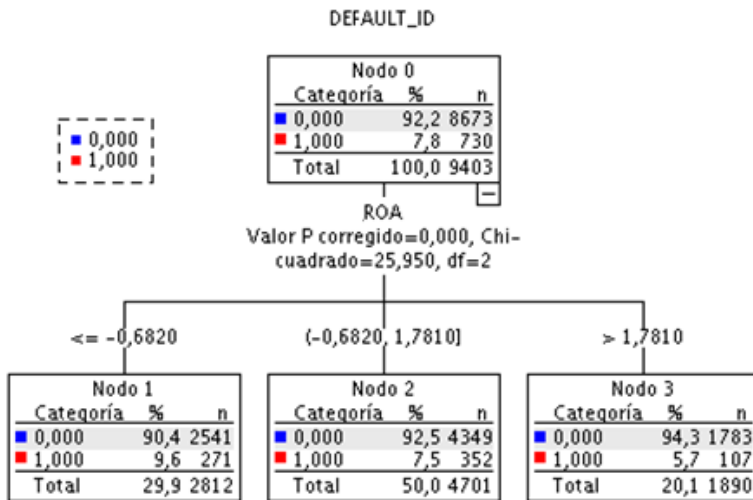
---

<sup>16</sup> Los datos faltantes se definen como valores no disponibles que pueden resultar útiles o significativos para el análisis de los datos.

<sup>17</sup> CHAID (Chi-square automatic interaction detector) genera árboles de decisión empleando estadísticos de chi-cuadrado para identificar las divisiones óptimas.

<sup>18</sup> Dicho comportamiento permite identificar la relación directa o inversa de 2 variables.

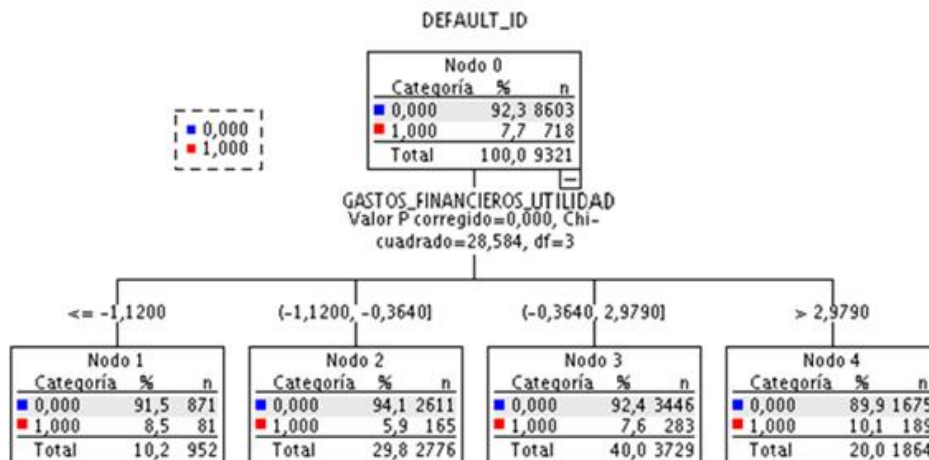
Figura 10. Resultados del árbol de decisión de la variable “Retorno Sobre Activos”



Fuente: Base de datos empleada en la construcción del modelo de rating y Elaboración propia

Se observa que el árbol de decisión segmenta la variable sectorizada “Retorno Sobre Activos” en 3 categorías y se evidencia un ordenamiento monotónico respecto a la tasa de malos, es decir, a mayor rentabilidad de la empresa se presenta una menor tasa de malos. Así, la tasa de malos en el primer grupo (deudores de mediana empresa con un ratio ROA sectorizado menor o igual a -0.682) que concentra al 30% del total de casos, presenta una tasa de malos de 9.6% que disminuye en los siguientes dos grupos, lo cual cuenta con un correcto sentido económico. Por otro lado, entre las variables que no son monotónicas en relación a la tasa de malos se tiene el ratio “Gastos Financieros sobre Utilidad”.

Figura 11. Resultados del árbol de decisión de la variable “Gastos Financieros sobre Utilidad”



Fuente: Base de datos empleada en la construcción del modelo de rating y Elaboración propia

Al respecto, se observa que a partir del segundo grupo se incrementa la tasa de malos (de 5.9% a 10.1%) lo cual representa un comportamiento monótonico y guarda coherencia con la definición del indicador; sin embargo, no se observa dicha tendencia desde el primer grupo, por lo que se reagrupan los 2 primeros para formar un nuevo grupo (deudores de mediana empresa con un ratio de “Gastos Financieros sobre Utilidad” sectorizado menor o igual a -0.364) que representa el 40% de los deudores con una tasa de malos de 7.1%. Dicho tratamiento se efectuó en 9 variables que permite confirmar el sentido y la racionalidad económica de dichas variables respecto a la tasa de malos.

- c) Calcular el indicador information value (IV) para cada variable y eliminar las variables con IV inferior a 2% debido a que no son predictivas; además de analizar la concentración de valores según las categorías definidas y en caso sea superior a 80% se excluyen del modelo de rating debido a la alta concentración poblacional. En particular, de las 42 variables candidatas (Anexo 1), se ha identificado 8 variables que no cuentan con poder predictivo y 6 variables con elevada concentración en alguna categoría de la variable, por lo que se tienen 28 variables candidatas.

A modo de ejemplo, se analiza la variable “Máximo días de atraso” en los últimos 12 meses, donde se evidencia que la tasa de malos se incrementa a medida que el deudor cuenta con más días de atraso en sus créditos en el Sistema Financiero lo cual es un comportamiento esperado, además, no existen categorías con elevados niveles de concentración y el valor del IV es de 0.38 lo que implica que es una variable con poder de predicción fuerte.

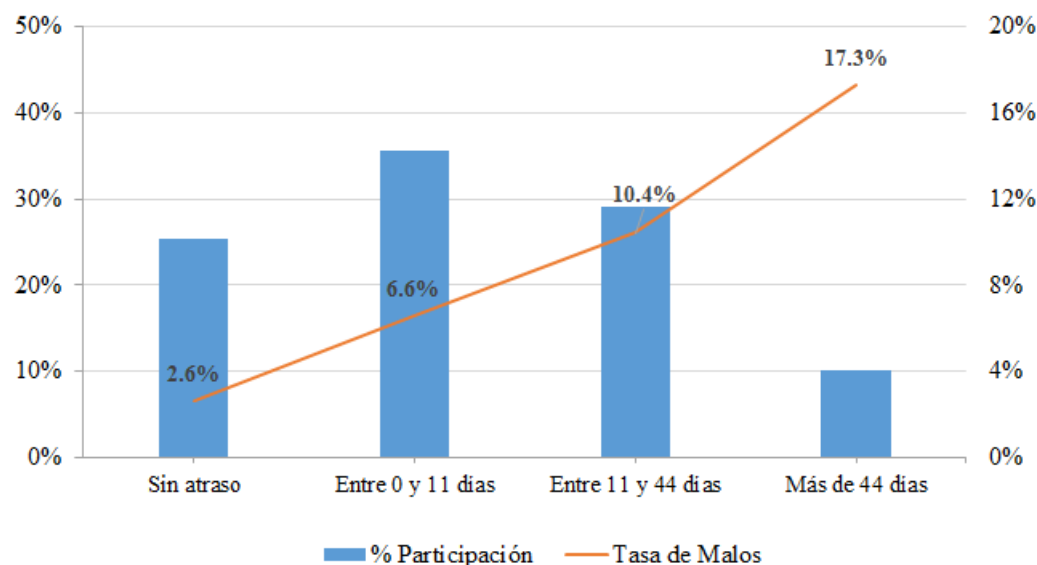
Tabla 10. Número de deudores de medianas empresas, tasa de malos y valor de la información según la variable “Máximo Días de Atraso”

<b>Máximo Días de Atraso</b>	<b>Nº deudores buenos</b>	<b>Nº deudores malos</b>	<b>Total de deudores</b>	<b>Participación (%)</b>	<b>Tasa de Malos</b>	<b>Information Value</b>
0	2,318	62	2,380	25.3%	2.6%	0.21
< 0 - 11]	3,126	220	3,346	35.6%	6.6%	0.01
< 11 - 44]	2,449	285	2,734	29.1%	10.4%	0.04
> 44	780	163	943	10.0%	17.3%	0.12
<b>Total</b>	<b>8,673</b>	<b>730</b>	<b>9,403</b>	<b>100.0%</b>	<b>7.8%</b>	<b>0.38</b>

Fuente: Base de datos empleada en la construcción del modelo de rating y Elaboración propia

Así, se evidencia una relación monótonica entre la variable “Máximo días de atraso” y la tasa de malos, que resulta importante considerando que se empleará un modelo logit.

Figura 12. Participación de deudores de medianas empresas y tasa de malos según la variable “Máximo Días de Atraso”



Fuente: Base de datos empleada en la construcción del modelo de rating y Elaboración propia

d) Analizar los coeficientes de correlación de Pearson de las variables y excluir a las variables con correlaciones superiores a 60%, umbral definido por criterio experto. Se calculó los coeficientes de correlación de las 28 variables candidatas evitando que las variables con altas correlaciones formen parte del modelo dado que puedan ser redundantes, es decir, dos variables diferentes que expliquen lo mismo. En particular, se identificaron 14 variables<sup>19</sup> con una correlación superior a 60% con alguna de las variables, por lo cual se debe evaluar si incluir alguna de ellas en el modelo de rating, dependiendo si resultan significativas y aportan a explicar el evento del incumplimiento de pago del deudor de mediana empresa.

#### 4.8 Desarrollo del modelo

La técnica a emplear para el desarrollo del modelo de rating corresponde a una regresión logística (logit). Se ha seleccionado dicha técnica debido a que es una función fácil de emplear y según lo evidenciado en la revisión de la literatura, resulta un modelo adecuado

<sup>19</sup> Las 14 variables son: 1) GASTOS\_FINANCIEROS\_NETOS\_VENTAS, 2) RESULTADO\_PASIVO, 3) RESULTADO\_ACTIVOS, 4) RESULTADO\_PATRIMONIO, 5) GASTOS\_FINANCIEROS\_VENTAS, 6) GASTOS\_FINANCIEROS\_VENTAS\_TOTAL, 7) RESULTADOS\_GASTOS, 8) PASIVO\_VENTAS, 9) RESULTADO\_VENTAS, 10) RESULTADO\_VENTAS\_TOTAL, 11) EXISTENCIAS\_VENTAS, 12) EXISTENCIAS\_COSTOS, 13) PROMEDIO\_ENTIDADES y 14) NUMERO\_ENTIDADES.

en la mayoría de los casos cuando se cuenta con una respuesta binaria. Así, la función logística permite relacionar diferentes características de los deudores de medianas empresas con el evento de incumplimiento de pago.

Sobre el particular, se consideró la información de 9,403 deudores de medianas empresas (muestra de desarrollo) con 28 variables candidatas (en categorías) para elaborar el modelo de rating. El criterio de selección de variables es el método “Stepwise” (pasos sucesivos) que permite introducir y eliminar variables para el modelo de rating del modelo si cumplen una serie de condiciones. Así, al aplicar el referido criterio de selección se obtuvo un primer modelo, con el programa Stata, con 17 variables, de las cuales 6 de ellas presentan correlación alta con alguna de las variables del modelo, por lo que se evaluó si alguna de ellas se incluiría en el modelo. Finalmente, el modelo de rating propuesto que explica la probabilidad de incumplimiento de los deudores de medianas empresas considera las siguientes 8 variables (en categorías): “Máximo días de atraso” en el último año, “Promedio del número de entidades” en el último año, “Antigüedad de la empresa” en número de meses, “Gastos Financieros Netos sobre Ventas”, “Resultados acumulados sobre Activos”, “Pasivo Largo Plazo sobre Activo”, “Porcentaje promedio de deuda vencida” en el último año y “Rotación de Activos”.

Tabla 11. Resultados del modelo de regresión logística del programa Stata

Logistic regression	Number of obs	=	<b>9,403</b>
	LR chi2(16)	=	<b>465.06</b>
	Prob > chi2	=	<b>0.0000</b>
Log likelihood = <b>-2334.0581</b>	Pseudo R2	=	<b>0.0198</b>

default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_IMAX_ATRAS_2	.7259228	.1510071	4.81	0.000	.4299543 1.021891
_IMAX_ATRAS_3	.9664576	.159376	6.06	0.000	.6540864 1.278829
_IMAX_ATRAS_4	1.503337	.1857355	8.09	0.000	1.139303 1.867372
_IPROM_ENTI_2	.6276176	.2009264	3.12	0.002	.2338092 1.021426
_IPROM_ENTI_3	.8258204	.1974418	4.18	0.000	.4388416 1.212799
_IPROM_ENTI_4	1.208772	.1954192	6.19	0.000	.8257571 1.591786
_IANTIGUEDA_2	-.2747756	.1109162	-2.48	0.013	-.4921675 -.0573838
_IANTIGUEDA_3	-.4842845	.0908713	-5.33	0.000	-.6623891 -.30618
_IGASTOS_FI_2	.0511948	.1077566	0.48	0.635	-.1600042 .2623938
_IGASTOS_FI_3	.4543131	.1024079	4.44	0.000	.2535972 .6550289
_IRESLTADO_2	-.3096899	.1022775	-3.03	0.002	-.5101502 -.1092297
_IRESLTADO_3	-.531608	.1017606	-5.22	0.000	-.7310552 -.3321609
_IDEUDA_LP_2	-.4276713	.1604339	-2.67	0.008	-.7421159 -.1132267
_IPORC_DEUD_2	-.0778885	.1331063	-0.59	0.558	-.3387721 .1829951
_IPORC_DEUD_3	.6166047	.1196685	5.15	0.000	.3820589 .8511506
_IVENTAS_AC_2	-.2250449	.0893929	-2.52	0.012	-.4002518 -.0498381
_cons	-3.594993	.2213406	-16.24	0.000	-4.028813 -3.161174

Fuente: Elaboración propia

Al respecto, el modelo de regresión logística determina un coeficiente para cada una de las 8 variables (en categorías), y el signo del coeficiente explica cuál es la relación de cada variable explicativa con la probabilidad de incumplimiento de pago. Por ejemplo, a medida que se incrementa el “Promedio del número de entidades” (\_IPROM\_ENTI\_2, \_IPROM\_ENTI\_3 e \_IPROM\_ENTI\_4) también aumenta la probabilidad señalada, lo cual es una relación intuitiva. En relación a la significancia estadística, todas las variables independientes son estadísticamente significativas al 5%. A modo de resumen, se presentan las variables que ingresan al modelo de rating, sus categorías, los coeficientes de la regresión (betas) y el peso de las variables en el modelo.

Tabla 12. Resumen de los resultados del modelo de rating para medianas empresas

Nombre de la Variable	Variable	Categorías	Betas	Peso
Máximo días de atraso	_IMAX_ATRAS_2	< 0 - 11]	0.726	7.2%
	_IMAX_ATRAS_3	< 11 - 44]	0.966	11.4%
	_IMAX_ATRAS_4	> 44	1.503	20.3%
Promedio del número de entidades	_IPROM_ENTI_2	< 1 - 2]	0.628	3.0%
	_IPROM_ENTI_3	< 2 - 3]	0.826	5.4%
	_IPROM_ENTI_4	< 3 - 4]	1.209	11.9%
Antigüedad de la empresa	_IANTIGUEDA_2	< 111 - 158]	-0.275	1.9%
	_IANTIGUEDA_3	> 158	-0.484	8.8%
Gastos Financieros Netos sobre Ventas	_IGASTOS_FI_2	> 0.063	0.051	0.1%
	_IGASTOS_FI_3	> 3.522	0.454	6.1%
Resultados acumulados sobre Activos	_IRESULTADO_2	< -1 - 0.019]	-0.310	2.9%
	_IRESULTADO_3	> 0.019	-0.532	8.5%
Pasivo Largo Plazo sobre Activo	_IDEUDA_LP_2	> 5.333	-0.428	2.2%
Porcentaje promedio de deuda vencida	_IPORC_DEUD_2	< 0 - 0.063]	-0.078	0.1%
	_IPORC_DEUD_3	> 0.063	0.617	8.2%
Rotación de Activos	_IVENTAS_AC_2	> 0.001	-0.225	2.0%
	_cons		-3.595	

Fuente: Elaboración propia

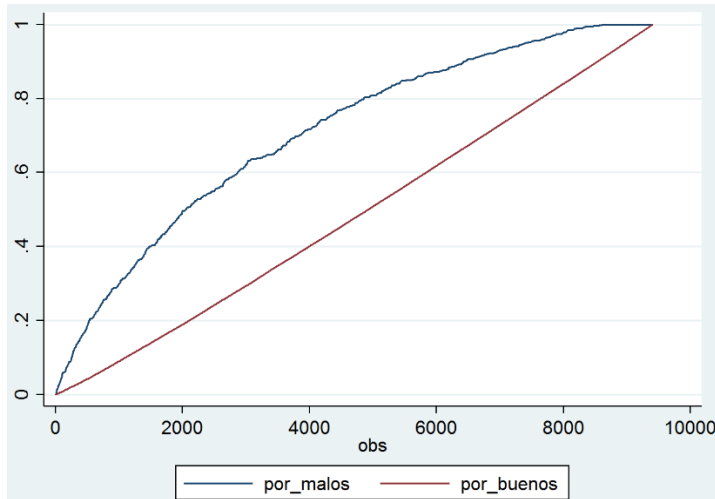
Cabe señalar que las variables del bloque operativo concentran aproximadamente el 78% del peso para el modelo. Así, una vez obtenidos los valores de los coeficientes, se puede calcular la probabilidad de incumplimiento para cada deudor, de la siguiente forma:

$$Prob. de Incumplimiento = \frac{1}{(1 + e^{-3.59+0.72*MAXATRASO_2+\dots-0.22*VENTAS_ACTIVO_2})}$$

En cuanto al poder predictivo del modelo, el estadístico KS muestra el poder discriminante que tiene el modelo entre los buenos y malos pagadores, para ello se grafican las frecuencias acumuladas de ambas muestras (buenos y malos) y luego se calcula la máxima diferencia

que existe entre ellas en términos absolutos. En particular, el modelo presenta un estadístico de KS de 33.5% para la muestra de construcción lo que demuestra un grado de discriminación aceptable, es decir, el modelo de rating de medianas empresas discrimina de forma adecuada entre buenos y malos pagadores.

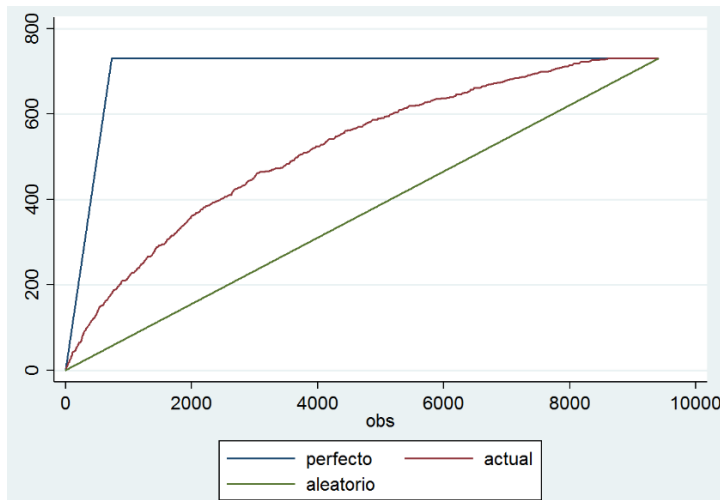
Figura 13. Test KS para la muestra de desarrollo



Fuente: Elaboración propia

Asimismo, el modelo de rating obtiene un valor de Gini de 45.1% que se considera aceptable y permite discriminar entre buenos y malos deudores de medianas empresas. Por otro lado, la curva ROC permite cuantificar la precisión discriminatoria de un modelo, así el área bajo la curva ROC del modelo de rating es de 72.6%, que representa la probabilidad de calcular un par de clientes como buenos y malos seleccionadas de manera aleatoria.

Figura 14. Curva ROC para la muestra de desarrollo



Fuente: Elaboración propia

#### 4.9 Validación del modelo

Se procedió a validar el modelo de rating empleando la muestra de validación, que corresponde a la información de 2,277 deudores y representa el 20% del total de la información entre los años 2014 y 2018, que siguió el mismo tratamiento de depuración y modelación en cuanto a base de datos. Al respecto, se obtienen niveles similares de los indicadores de KS, Gini y curva ROC, los cuales corresponden al 39.1%, 47.9% y 73.9%, respectivamente, por lo que se concluye que el modelo cuenta con adecuados niveles de predicción y discriminación, con ello se demuestra que los resultados del modelo no dependen exclusivamente de las medianas empresas de la muestra de desarrollo.

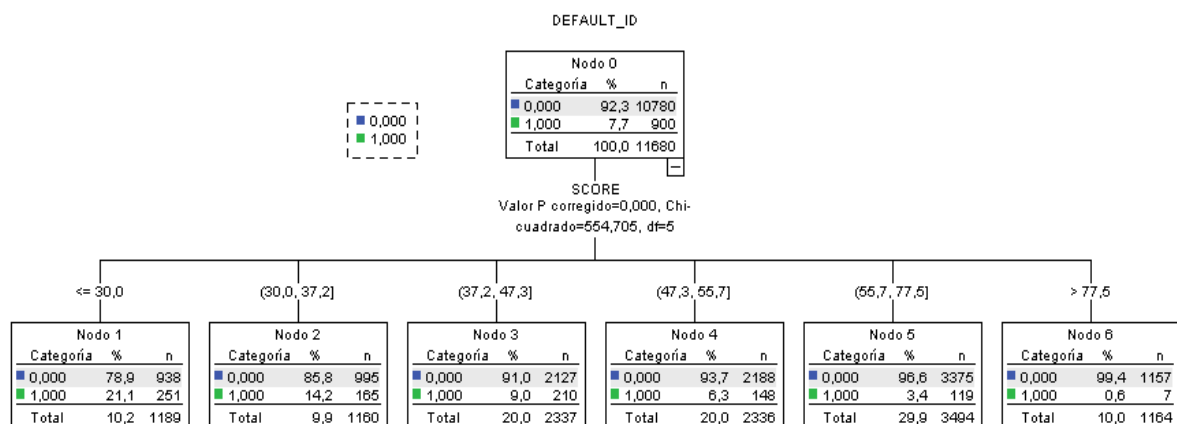
#### 4.10 Segmentación según nivel de riesgo

Una vez que se concluye la etapa de construcción del modelo de rating, se procede a escalar la puntuación obtenida de aplicar el modelo logit, a unos valores en un rango de 0 a 100 puntos, donde 0 representa la mayor propensión de impago y el valor de 100 la menor propensión de impago. Así, el puntaje normalizado se calcula con la siguiente fórmula:

$$Puntaje\ Score = \frac{Puntaje_{m\acute{a}x} - Puntaje_{obs}}{Puntaje_{m\acute{a}x} - Puntaje_{m\acute{i}n}} * 100$$

Luego de obtener el puntaje de score, se emplea la técnica del árbol de decisión para definir los puntos de cortes en función de la relación entre el referido puntaje de score y la información del incumplimiento del pago del deudor. En ese sentido, se evidencia que se forman 6 grupos de riesgo que presentan una relación monotonía con la tasa de malos, de acuerdo con el siguiente gráfico:

Figura 15: Resultados del árbol de decisión de la variable “Puntaje Score”



Fuente: Elaboración propia



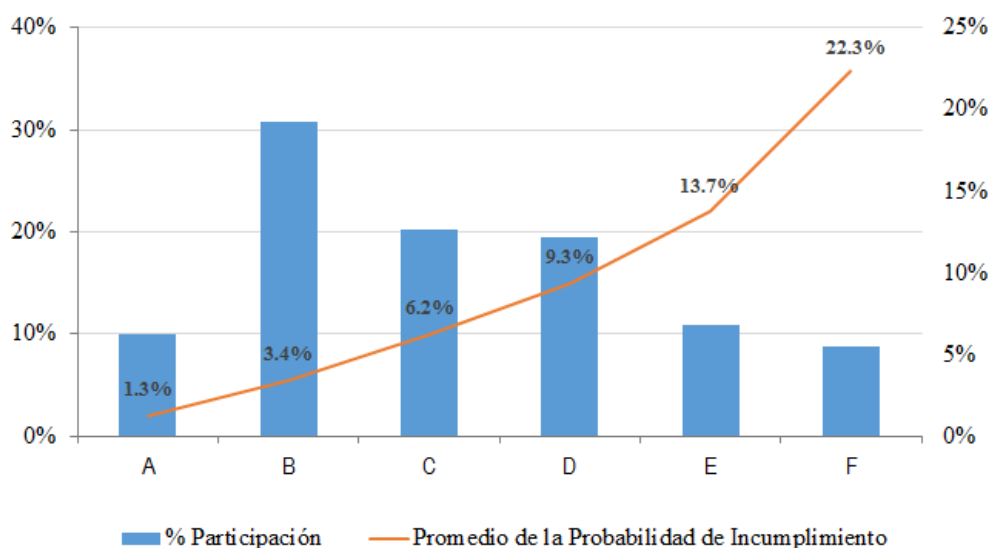
Sobre el particular, se evidencia que a medida que se incrementa el puntaje de score, que toma valores en un rango de 0 a 100 puntos, la tasa de malos disminuye, por lo que el primer grupo representa a los deudores con mayor riesgo de incumplimiento de pago. En función de los resultados obtenidos, se segmentan a los deudores de mediana empresa en 6 grupos de riesgo del modelo de rating, que van desde el “A” con el menor nivel de riesgo hasta el “F” con el mayor nivel de riesgo, y su respectiva probabilidad de incumplimiento promedio asociada a cada grupo.

Tabla 13. Grupos de Riesgo según Puntaje de Score

Grupo de Riesgo	Puntaje Score Mínimo	Puntaje Score Máximo	Nº deudores buenos	Nº deudores malos	Total de deudores	Participación (%)	Promedio Prob. Incumplimiento
A	78	100	1,157	6	1,163	10.0%	1.3%
B	55	77	3,473	127	3,600	30.8%	3.4%
C	47	54	2,205	150	2,355	20.2%	6.2%
D	37	46	2,059	205	2,264	19.4%	9.3%
E	30	36	1,081	191	1,272	10.9%	13.7%
F	0	29	805	221	1,026	8.8%	22.3%

Fuente: Elaboración propia

Figura 16: Participación de deudores de medianas empresas y promedio de la probabilidad de incumplimiento según los grupos de riesgo



Fuente: Elaboración propia

Así, de acuerdo con la segmentación según el nivel de riesgo obtenido del modelo de rating, se define la siguiente descripción a fin de complementar los resultados obtenidos:

- Calificación A: Alta capacidad de pago, con situación financiera sólida. Su capacidad de pago es muy poco vulnerable frente a cambios adversos en las condiciones económicas. Presenta un muy buen comportamiento crediticio, de forma consistente en el tiempo.
- Calificación B: Buena capacidad de pago, con situación financiera adecuada. Su capacidad de pago es medianamente vulnerable frente a cambios adversos en las condiciones económicas. Presenta un buen comportamiento crediticio, de forma consistente por lo menos en el corto plazo.
- Calificación C: Medianamente aceptable capacidad de pago, con situación financiera relativamente aceptable, puede presentar más de una debilidad material en sus principales indicadores financieros. Su capacidad de pago es vulnerable frente a cambios adversos en las condiciones económicas. Presenta un comportamiento crediticio medianamente aceptable, con incumplimientos ocasionales.
- Calificación D: Sub-estándar capacidad de pago, con situación financiera débil y perspectivas poco favorables, puede presentar debilidades materiales en sus principales indicadores financieros. Su capacidad de pago es altamente vulnerable frente a cambios adversos en las condiciones económicas. Presenta un comportamiento crediticio deficiente.
- Calificación E: Deficiente capacidad de pago, con situación financiera bastante débil y perspectivas no favorables y presenta varias debilidades en sus principales indicadores financieros. Su capacidad de pago es altamente vulnerable frente a cambios adversos menores en las condiciones económicas. Presenta un comportamiento crediticio dudoso.
- Calificación F: Deudor con alta probabilidad de ser insolvente, y su situación refleja una quiebra técnica. Posible situación de suspensión de pagos y se presume que tendrá dificultades para cumplir eventuales acuerdos de reestructuración.

Finalmente, luego de la segmentación de los deudores medianas en grupos de riesgo, se evidencia que en caso no se hubieran admitido a los deudores con un nivel de riesgo muy alto, es decir, a aquellas medianas empresas que pertenezcan al nivel de riesgo F, que representan el 8.8% del total de las observaciones (aproximadamente 200 deudores al año), la tasa de malos se hubiera reducido de 7.7% a 6.4%. Dicho impacto no solo implica un menor nivel de morosidad, sino se refleja en menores niveles de provisiones. Cabe señalar que los puntos de corte y por lo tanto los niveles de riesgo están asociados al apetito de riesgo de la empresa del Sistema Financiero, lo que a su vez está relacionado a la rentabilidad que desea generar y la pérdida por riesgo a asumir.

## CONCLUSIONES

- Se elaboró un modelo de rating considerando a los deudores de medianas empresas, según el tipo de créditos de la SBS, para lo cual se empleó una muestra de desarrollo (80% del total de la base de datos) que corresponde a 9,403 deudores entre los años 2014 y 2018. Al respecto, se empleó el modelo de regresión logística que permite calcular la probabilidad de incumplimiento de pago de los deudores, y se trabajó con los programas estadísticos SPSS y Stata que permiten en tiempo reducido elaborar un modelo de rating.
- Se empleó información de las características, comportamiento de pago y estados financieros de los deudores de medianas empresas, construyendo un total de 78 variables categorizadas, aplicándoles a los ratios financieros el proceso de sectorización para que sean comparables entre diferentes actividades económicas. Así, se obtuvo un modelo de rating con las siguientes 8 variables: “Máximo días de atraso”, “Promedio del número de entidades”, “Antigüedad de la empresa”, “Gastos Financieros Netos sobre Ventas”, “Resultados acumulados sobre Activos”, “Pasivo Largo Plazo sobre Activo”, “Porcentaje promedio de deuda vencida” y “Rotación de Activos”, que sea práctico de emplear y con sentido económico, y permita discriminar entre un deudor entre bueno y malo.
- El modelo de rating para medianas empresas presenta niveles adecuados de los indicadores de KS, Gini y curva ROC, tanto para la muestra de desarrollo y validación, por lo que el modelo se puede aplicar en la etapa de otorgamiento de créditos y complementar con la evaluación cualitativa que realiza el funcionario de créditos y para la etapa de seguimiento para segmentar deudores y establecer señales de alerta.
- En base a los resultados del modelo de rating, se determinaron 6 grupos de riesgo, mediante la técnica de árboles de decisión con la variable situación de incumplimiento de los deudores de medianas empresas (dependiente) y el puntaje de score. Así, los grupos de riesgo, desde A menor nivel de riesgo a F mayor nivel de riesgo, presentan una relación monótonica con la tasa de malos que refleja un ordenamiento adecuado de los deudores en función de la probabilidad de incumplimiento, indicador sensible al riesgo.
- Se identificó que el 8.8% de deudores de medianas empresas, que representan aproximadamente 200 deudores al año, presenta una mayor probabilidad de incumplimiento (grupo de riesgo F), y en caso no hubieran sido admitidos se reduciría la tasa de malos de 7.7% a 6.4%, que no solo implica un menor nivel de morosidad, sino se refleja en menores niveles de provisiones y una mejora de la gestión del riesgo de crédito.

## RECOMENDACIONES

- Realizar la validación periódica y el seguimiento continuo del modelo de rating para evaluar si existe un deterioro de la capacidad discriminante y adoptar medidas correctivas.
- Evaluar la calidad de información de los estados financieros de las medianas empresas, e incorporar en el modelo variables de ratios financieros de forma evolutiva, considerando que pueden tener diferentes significados en su versión dinámica.
- Elaborar diferentes modelos para el bloque financiero y bloque operativo, además de incluir un modelo adicional asociado a variables cualitativas de las medianas empresas (participación en el mercado, número de trabajadores, nivel de formalidad, entre otras), para luego integrar los 3 modelos, según una ponderación, en un modelo de rating final.
- Recopilar la información de los deudores de medianas empresas y verificar si cuentan con suficientes incumplimientos para elaborar modelos de rating por sector económico.
- Evaluar si excluir del modelo de rating a deudores de medianas empresas que pertenecen a grupos económicos grandes o corporativos y que tendrían un menor nivel de riesgo.
- Limitar la aplicación del modelo de rating propuesto a las empresas que migran entre los tipos de crédito mediana y pequeña empresa, debido a la posible baja calidad y confiabilidad de sus estados financieros.
- Revisar la aplicación del modelo de rating propuesto, debido a que se ha construido con información histórica y debido a la pandemia del COVID-19 existen sectores económicos que se han visto severamente afectados (construcción, hoteles y restaurantes y actividades inmobiliarias, empresariales y de alquiler), que pueden afectar el desempeño del modelo.
- Establecer estrategias de mitigación de riesgo de crédito según el grupo de riesgo, tales como solicitar mayores garantías, incrementar la rigurosidad de la evaluación, acotar las líneas de crédito, entre otras, y definir un apetito al riesgo a partir de la probabilidad de incumplimiento de los grupos de riesgo de la segmentación propuesta.

## REFERENCIAS

Adriazola R. (2015). Construcción de un modelo de rating de admisión para la clasificación de riesgo de crédito. Recuperado de <http://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/137352/Adriazola%20Roman%20Nicol%C3%A1s.pdf?sequence=1>

Andina (2020, a). SBS fortalecerá gestión del riesgo crediticio en entidades del sistema financiero. Recuperado de <https://andina.pe/agencia/noticia-sbs-fortalecera-gestion-del-riesgo-crediticio-entidades-del-sistema-financiero-720053.aspx>

Andina (2020, b). SBS flexibiliza provisiones de créditos de FAE - Turismo y FAE - Agro. Recuperado de <https://andina.pe/agencia/noticia-sbs-flexibiliza-provisiones-creditos-fae-turismo-y-fae-agro-812804.aspx>

Apoyo y Asociados (2019). Metodología Maestra de Clasificación de Empresas Financieras del Banco de Crédito del Perú. Recuperado de <https://www.aai.com.pe/wp-content/uploads/2020/01/BCP-Jun19-web-completo.pdf>

Apoyo y Asociados (2019). Metodología Maestra de Clasificación de Empresas Financieras del BBVA Perú. Recuperado de <https://www.aai.com.pe/wp-content/uploads/2020/04/BBVA-Peru%CC%81-Dic-19.pdf>

Apoyo y Asociados (2019). Metodología Maestra de Clasificación de Empresas Financieras del Interbank. Recuperado de <https://www.aai.com.pe/wp-content/uploads/2020/04/Interbank-Dic19.pdf>

Apoyo y Asociados (2018). Metodología Maestra de Clasificación de Empresas Financieras del ICBC. Recuperado de <https://www.aai.com.pe/wp-content/uploads/2018/03/ICBC-1217.pdf>

Apoyo y Asociados (2019). Metodología Maestra de Clasificación de Empresas Financieras del Scotiabank. Recuperado de <https://www.aai.com.pe/wp-content/uploads/2020/04/Scotiabank-Dic19.pdf>

Banco Central de Reserva del Perú (2020). Nota sobre Reprogramación de los Créditos. Recuperado de <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Transparencia/Notas-Informativas/2020/nota-informativa-2020-08-17.pdf>

Banco Central de Reserva del Perú (2019). Reporte de Estabilidad Financiera de noviembre de 2019. Recuperado de <https://www.bcrp.gob.pe/publicaciones/reporte-de-estabilidad-financiera/ref-noviembre-2019.html>

Belalcazar G. y Trujillo O. (2016). ¿Es el modelo z-score de Altman un buen predictor de la situación financiera de la Pymes en Colombia? Recuperado de [https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/11575/Andres\\_TrujilloOspina\\_Rosmery\\_BelalcazarGrisales\\_2016.pdf?sequence=2&isAllowed=y](https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/11575/Andres_TrujilloOspina_Rosmery_BelalcazarGrisales_2016.pdf?sequence=2&isAllowed=y)

Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (1998). Convergencia internacional de medidas y normas de capital. Recuperado de <https://www.bis.org/publ/bcbs04a.pdf>

Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2004). Convergencia internacional de medidas y normas de capital. Recuperado de <https://www.bis.org/publ/bcbs107esp.pdf>

Congreso de la República del Perú. (6 de diciembre de 1996). Ley de General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros [Ley N° 26702]. Recuperado de [http://www2.congreso.gob.pe/sicr/cendocbib/con4\\_uibd.nsf/8CEF5E01E937E76105257A0700610870/\\$FILE/26702.pdf](http://www2.congreso.gob.pe/sicr/cendocbib/con4_uibd.nsf/8CEF5E01E937E76105257A0700610870/$FILE/26702.pdf)

Cruz Ch., Lescano Ch. y Pastor P. (2013). Estimación de Solvencia Financiera para evaluar el riesgo de quiebra de empresas peruanas. Recuperado de [https://repositorioacademico.upc.edu.pe/bitstream/handle/10757/324361/Cruz\\_V.pdf?sequence=10](https://repositorioacademico.upc.edu.pe/bitstream/handle/10757/324361/Cruz_V.pdf?sequence=10)

Fernández A. (2007). Clave de los modelos internos de rating. Recuperado de <http://pdfs.wke.es/6/9/0/0/pd0000016900.pdf>

Gestión (12 de noviembre de 2020). SBS da facilidades a bancos para reprogramar créditos con garantías del Estado. Recuperado de <https://gestion.pe/tu-dinero/sbs-da-facilidades-a-bancos-para-reprogramar-creditos-con-garantias-del-estado-noticia/?ref=gesr>

Hosmer D. y Lemeshow S. (2000). Applied Logistic Regression. Second Edition. USA: John Wiley & Sons, Inc.

Ladino B. (2014). Comparación de Modelos de Riesgo de Crédito: Modelos Logísticos y Redes Neuronales. Recuperado de

<https://repository.javeriana.edu.co/bitstream/handle/10554/14857/LadinoBecerraIvanCamilo2014.pdf?sequence=1>

Management Solutions (2014). Model Risk Management. Aspectos cuantitativos y cualitativos de la gestión del riesgo de modelo. Recuperado de <https://www.managementsolutions.com/sites/default/files/publicaciones/esp/Riesgo-de-modelo.pdf>

Mays E. (2001). Handbook of Credit Scoring. USA: The Glenlake Publishing Company Ltd.

Mongrut M., Fuenzalida O., Alberti D. y Akamine Y. (2011). Determinantes de la Insolvencia Empresarial en el Perú. Recuperado de <https://www.redalyc.org/pdf/716/71618917009.pdf>

Montalván A. (2019). Credit scoring, aplicando técnicas de regresión logística y redes neuronales, para una cartera de microcrédito. Recuperado de <http://repositorio.uasb.edu.ec/bitstream/10644/6872/1/T2962-MGFARF-Montalvan-Credit.pdf>

Moody's Perú (2019). Informe de Clasificación de Banco Santander. Recuperado de <https://www.bvl.com.pe/hhii/OE3056/20190927110701/CLASIFMOODYSJUN.19.PDF>

Partal U. y Gómez F. (2015). Diseño de un Sistema Interno de Rating para Pymes según los Nuevos Estándares Internacionales de Solvencia Bancaria. Recuperado de <https://3ws-contabilidad.ua.es/trabajos/2023.pdf>

Portal FinDev (2020). Perú: Al 30 de junio se ha reprogramado alrededor de 9 millones de créditos. Recuperado de <https://www.findevgateway.org/es/noticias/peru-al-30-de-junio-se-ha-reprogramado-alrededor-de-9-millones-de-creditos>

Revista La Cámara (27 de abril de 2020). SBS flexibiliza provisiones de créditos del programa Reactiva Perú y FAE Mype. Recuperado de <https://lacamara.pe/sbs-flexibiliza-provisiones-de-creditos-del-programa-reactiva-peru-y-fae-mype/>

Saavedra G. y Saavedra. G. (2010). Modelos para medir el Riesgo de Crédito de la Banca. Recuperado de <http://www.scielo.org.co/pdf/cadm/v23n40/v23n40a13.pdf>

Siddiqi, N. (2006). Credit risk scorecards: developing and implementing intelligent credit scoring. USA: John Wiley & Sons, Inc.

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP. Carpeta de Información del Sistema Financiero – Carpeta de Cuadros Estadísticos – Sistema Financiero. Recuperado de [https://www.sbs.gob.pe/app/stats\\_net/stats/EstadisticaBoletinEstadistico.aspx?p=14#](https://www.sbs.gob.pe/app/stats_net/stats/EstadisticaBoletinEstadistico.aspx?p=14#)

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (2020a). Medidas de la SBS ante la emergencia sanitaria COVID-19. Recuperado de <https://www.sbs.gob.pe/covid-19>

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (2020b). Presentación del Sistema Financiero Peruano de febrero de 2020. Recuperado de <https://intranet2.sbs.gob.pe/estadistica/financiera/2020/Abril/SF-0003-ab2020.PDF>

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (2019). Informe de Estabilidad del Sistema Financiero noviembre de 2019. Recuperado de [https://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/pub\\_InformeEstabilidad/IESF%20Noviembre%202019.pdf](https://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/pub_InformeEstabilidad/IESF%20Noviembre%202019.pdf)

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (31 de marzo de 2011). Reglamento de Gestión de Riesgo de Crédito [Resolución SBS N° 3780-2011]. Recuperado de [https://intranet2.sbs.gob.pe/dv\\_int\\_cn/774/v3.0/Adjuntos/3780-2011.r.pdf](https://intranet2.sbs.gob.pe/dv_int_cn/774/v3.0/Adjuntos/3780-2011.r.pdf)

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (18 de enero de 2017). Reglamento de Gobierno Corporativo y de la Gestión Integral de Riesgos [Resolución SBS N° 272-2017]. Recuperado de [https://intranet2.sbs.gob.pe/dv\\_int\\_cn/1708/v3.0/Adjuntos/272-2017.R.pdf](https://intranet2.sbs.gob.pe/dv_int_cn/1708/v3.0/Adjuntos/272-2017.R.pdf)

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (30 de octubre de 2009). Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito [Resolución SBS N° 14354-2009]. Recuperado de [https://intranet2.sbs.gob.pe/dv\\_int\\_cn/976/v10.0/Adjuntos/14354-2009.r.pdf](https://intranet2.sbs.gob.pe/dv_int_cn/976/v10.0/Adjuntos/14354-2009.r.pdf)

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (19 de noviembre de 2008). Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones [Resolución SBS N° 11356-2008]. Recuperado de [https://intranet2.sbs.gob.pe/dv\\_int\\_cn/1097/v6.0/Adjuntos/11356-2008.r.pdf](https://intranet2.sbs.gob.pe/dv_int_cn/1097/v6.0/Adjuntos/11356-2008.r.pdf)



## ANEXO 1. VARIABLES EXPLICATIVAS CANDIDATAS AL MODELO DE RATING

N°	Variables	Descripción	Valor de Información <sup>1/</sup>	Máxima Concentración <sup>2/</sup>
1	Gastos Financieros Netos sobre Ventas	(Gastos Financieros - Ingresos Financieros) / Ventas	0.11	60%
2	Resultados Acumulados sobre Pasivos	Resultados Acumulados / Pasivo	0.10	40%
3	Resultados Acumulados sobre Activos	Resultados Acumulados / Activo Total	0.09	50%
4	Resultados Acumulados sobre Patrimonio	Resultados Acumulados / Patrimonio	0.07	40%
5	Gastos Financieros sobre Ventas Total	Gastos Financieros / (Ventas + Otros Ingresos - Costo de Ventas - Gastos Financieros)	0.07	59%
6	Gastos Financieros sobre Ventas	Gastos Financieros / Ventas	0.05	50%
7	Activo sobre Patrimonio	Activo Total / Patrimonio	0.05	70%
8	Razón de Endeudamiento	Pasivo Total / Activo Total	0.05	70%
9	Rotación de Activos	(Ventas + Otros Ingresos) / Activo Total	0.05	50%
10	Rentabilidad sobre Activos	Utilidad Neta / Activo Total	0.04	50%
11	Gastos Financieros sobre Utilidad Neta	Gastos Financieros / Utilidad Neta	0.03	40%
12	Resultados Acumulados sobre Costo de Ventas	Resultados Acumulados / (Costo de Ventas + Gastos de Operación)	0.03	70%
13	Pasivo sobre Ventas	Pasivo Total / Ventas	0.03	61%
14	Resultados Acumulados sobre Ventas	Resultados Acumulados / Ventas	0.03	70%
15	Resultados Acumulados sobre Ventas Total	Resultados Acumulados / (Ventas + Otros Ingresos)	0.03	70%
16	Existencias sobre Costo de Ventas	Existencias / Costo de Ventas	0.03	46%
17	Existencias sobre Patrimonio	Existencias / Patrimonio	0.03	50%
18	Existencias sobre Ventas	Existencias / Ventas * 100	0.03	50%
19	Gastos Financieros sobre Pasivo Corriente	(Ingresos Financieros - Gastos Financieros) / Pasivo Corriente	0.02	60%
20	Pasivo Largo Plazo sobre Activo	Pasivo No Corriente / Activo Total	0.02	90%
21	Pasivo Corriente sobre Patrimonio	Pasivo Corriente / Patrimonio	0.02	60%
22	Pasivo Largo Plazo sobre Patrimonio	Pasivo No Corriente / Patrimonio	0.02	50%
23	Rentabilidad sobre Patrimonio	Utilidad Neta / Patrimonio	0.02	51%
24	Utilidad Operacional	Ventas - Costo de Ventas - Gasto de Operación	0.01	80%
25	Rendimiento sobre Activos	Utilidad Operacional / Activo Total	0.01	70%
26	Razón de Endeudamiento Patrimonial	Pasivo Total / Patrimonio	0.01	65%
27	Gastos Financieros sobre Pasivos	Gastos Financieros / Pasivo Total	0.01	60%
28	Peor Clasificación del Sistema Financiero	Peor Clasificación Regulatoria en los últimos 12 meses	0.18	92%
29	Máximo días de atraso	Número máximo de días de atraso en los últimos 12 meses	0.38	36%
30	Promedio del número de entidades	Promedio del número de entidades en los últimos 12 meses	0.26	30%
31	Número total de entidades	Número total de entidades en los últimos 12 meses	0.27	26%
32	Incremento del número de entidades	Incremento del número de entidades en un periodo de 12 meses	0.03	78%
33	Porcentaje de deuda vigente en el SF	Porcentaje de deuda vigente en los últimos 12 meses	0.21	85%
34	Porcentaje de deuda vencida en el SF	Porcentaje de deuda vencida en los últimos 12 meses	0.22	78%
35	Porcentaje de deuda en clasificación Normal	Porcentaje de deuda con clasificación Normal en los últimos 12 meses	0.14	93%
36	Porcentaje de deuda en clasificación CPP	Porcentaje de deuda con clasificación CPP en los últimos 12 meses	0.14	93%
37	Porcentaje de deuda en clasificación Deficiente	Porcentaje de deuda con clasificación Deficiente en los últimos 12 meses	0.06	98%
38	Antigüedad de la empresa	Antigüedad de la empresa en número de meses	0.03	50%
39	Indicador de riesgo cambiario crediticio	Indicador del riesgo cambiario crediticio (expuesto, no expuesto, etc)	0.04	64%
40	Tamaño de la empresa según nivel de ventas	Tamaño de la empresa en función de sus ventas anuales	0.01	93%
41	Sector económico	Sector económico según el CHU	0.03	45%
42	Ubigeo	Ubigeo de la empresa según departamento	0.00	70%

Fuente: Elaboración propia

<sup>1/</sup> Las variables con valor de la información (IV) inferior a 2% se somborean y se excluyen del modelo.

<sup>2/</sup> Las variables que cuenten con alguna categoría superior a 80% (elevada concentración) se somborean y se excluyen del modelo.