



UNIVERSIDAD
PRIVADA
DEL NORTE

ESCUELA DE POSTGRADO Y ESTUDIOS CONTINUOS

“ESTIMACIÓN DE LA PÉRDIDA ESPERADA BASADA EN UN MODELO INTERNO QUE PERMITA MEDIR EL NIVEL RIESGO DE LA CARTERA DE CRÉDITOS PARA UNA ENTIDAD DE MICROFINANZAS” FEBRERO 2020.

Tesis para optar el grado de **MAESTRA** en:

FINANZAS CORPORATIVAS

Autora:

Veronica del Carmen Cerna Chamorro

Asesor:

Mg. Horacio Javier Barrios Cruz

Lima - Perú

2020

DEDICATORIA

A Dios por Dios por darme la oportunidad de llegar hasta aquí y guiar mi camino.

A mis padres Jorge y Rosa, quienes me han apoyado incondicionalmente al logro de mis metas,
gracias por darme su ejemplo de trabajo, honradez y ser mi mayor inspiración.

A mi hermana Claudia por estar siempre presente, acompañándome y por el apoyo incondicional
para no darme por vencida.

AGRADECIMIENTO

Mi agradecimiento a Dios por sus bendiciones, a mi familia por sus palabras de aliento.

A mi jefe, Gustavo Rumiche Romero, por su apoyo, por compartir sus conocimientos y permitir el desarrollo del presente trabajo.

A mi asesor de tesis, Mg. Lic. Horacio Javier Barrios Cruz, quien con sus consejos y orientación ha sido de gran ayuda para la culminación de este trabajo

RESUMEN

El presente estudio busca desarrollar una metodología sustentada en un modelo interno basado en los acuerdos del marco de Basilea II, que permita medir el nivel de riesgo de la cartera de créditos para una entidad de microfinanzas adecuada para estimar la pérdida esperada.

La estimación de la Pérdida Esperada mediante un modelo interno permitiría un mejor análisis, medición y administración de riesgo de crédito, lo que se traduce en la estimación de un nivel adecuado de capital regulatorio, generando una ventaja competitiva para las instituciones de microfinanzas. El trabajo de investigación se compone de 05 capítulos.

En el capítulo I, se desarrolla la identificación y planteamiento del problema de la tesis, los antecedentes de la investigación y el objetivo general y específico.

El problema planteado en la tesis es que el cálculo de la pérdida esperada y por tanto de las provisiones que se vienen realizando a través del método estándar (establecido en la Resolución SBS N°11356-2008 y sus modificatorias), no mide adecuadamente el nivel de riesgo de la Cartera de créditos para una entidad de microfinanzas al cierre febrero 2020.

En el capítulo II, se revisa el marco teórico, se desarrolla los fundamentos de riesgo de crédito, marco regulatorio de Basilea para determinar: el capital por riesgo de crédito, operacional y mercado, así como, las metodologías para la estimación de la probabilidad de incumplimiento y pérdida esperada e inesperada.

En el capítulo III, se detalla la hipótesis de la investigación, se establece que las provisiones resultantes (PE) Anexo N°5 (Resolución SBS N°11356-2008) no miden adecuadamente el riesgo de la cartera de créditos para una entidad de microfinanzas al cierre febrero 2020. “No medir adecuadamente” es definido como [la Pérdida Esperada calculada mediante Anexo N°05 – SBS] > [El cálculo de Pérdida Esperada mediante modelo interno].

En el capítulo IV, presenta la metodología utilizada para el desarrollo de la investigación. Para determinar la pérdida esperada se requiere que la entidad de microfinanzas realice la estimación de la probabilidad de incumplimiento (PD), la exposición dado el incumplimiento (EAD) y la pérdida dado el incumplimiento (LGD). Para estimar la probabilidad de incumplimiento se utilizó matrices de transición, siendo los demás parámetros constantes en la presente investigación.

Finalmente, en el capítulo V, se detallan los resultados y discusión alcanzados por la investigación. Se logró calcular la pérdida esperada para una entidad de microfinanzas utilizando matrices de transición estimando el nivel de riesgo de la cartera de créditos. Comparando el resultado con el modelo regulatorio de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, confirmándose la hipótesis del estudio.

Palabras clave: Riesgo de crédito, Pérdida esperada, Probabilidad de incumplimiento, matrices de transición

ABSTRACT

This study seeks to develop a methodology based on an internal model based on the Basel II framework agreements, which allows to measure the level of risk of the credit portfolio for an appropriate microfinance entity to estimate the expected loss.

Estimating expected loss through an internal model would enable better credit risk analysis, measurement and management, resulting in the estimation of an adequate level of regulatory capital, generating a competitive advantage for microfinance institutions.

The research work consists of 05 chapters.

Chapter I develops the identification and approach of the thesis problem, the background of the research and the general and specific objective.

The problem raised in the thesis is that the calculation of the expected loss and therefore of the provisions that have been made through the standard method (established in SBS Resolution No. 11356-2008 and its amendments) does not adequately measure the risk level of the loan Portfolio for a microfinance institution at the end of February 2020.

Chapter II reviews the theoretical framework, develops the fundamentals of credit risk, Basel's regulatory framework to calculate: credit risk capital, operational and market, as well as methodologies for estimating the probability of non-compliance and expected and unexpected loss.

Chapter III, details the hypothesis of the investigation; it is established that the resulting provisions (PE) Annex No. 5 (SBS Resolution No. 11356-2008) do not adequately measure the Risk of the loan portfolio for a microfinance entity at the end of February 2020. "Do not measure properly" is defined as $[\text{Expected loss calculated by Annex No. 05} - \text{SBS}] > [\text{Expected Loss Calculation by Internal Model}]$.

Chapter IV, it presents the methodology used for the development of research. To determine the expected loss, the microfinance entity is required to estimate the probability of non-compliance (PD), exposure given non-compliance (EAD), and loss given non-compliance (LGD). Transition matrices were used to estimate the probability of non-compliance, with the other parameters being constant in this investigation.

Finally, Chapter V details the results and discussion achieved by the research. Measure the expected loss for a microfinance entity using transition matrices by estimating the risk level of the credit portfolio. Comparing the result with the regulatory model of the Superintendency of Banking, Insurance and AFP, confirming the hypothesis of the study.

Keywords: Credit risk, Expected loss, likelihood of non-compliance, transition matrices

INDICE GENERAL

DEDICATORIA.....	1
AGRADECIMIENTO.....	2
RESUMEN.....	3
ABSTRACT	4
ÍNDICE DE TABLAS	6
ÍNDICE DE FIGURAS	7
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	9
1.1. REALIDAD PROBLEMÁTICA.....	9
1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.....	15
1.3. OBJETIVOS	15
1.3.1. Objetivo general.....	15
1.3.2. Objetivos específicos	15
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO.....	16
2.1. ANTECEDENTES	16
2.2. BASES TEÓRICA Y MARCO CONCEPTUAL.....	18
2.2.1. Marco Regulatorio Basilea.....	18
2.2.2. Administración de Riesgo de Crédito	27
2.2.3. Marco Regulatorio Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS) Aplicado para Cálculo de Pérdida Esperada e Inesperada en el Perú	30
2.2.4. Metodologías de estimación de la Pérdida Esperada y Pérdida Inesperada por Riesgo de Crédito	42
2.3.1. Matrices de Transición para la estimación de la probabilidad de incumplimiento (PD). 48	
2.2.2. Valor en Riesgo (VaR) aplicado al Riesgo de Crédito y Simulación Montecarlo	50
CAPÍTULO III. HIPÓTESIS	56
3.1. DECLARACIÓN DE LA HIPÓTESIS.....	56
3.2. OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES	56
CAPÍTULO IV. METODOLOGÍA	57
4.1. TIPO DE INVESTIGACIÓN.....	57
4.2. DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN.....	57
4.3. POBLACIÓN	58
4.4. MUESTRA	59
4.5. TÉCNICAS E INSTRUMENTOS DE RECOLECCIÓN Y ANÁLISIS DE DATOS	60
4.6. CRITERIOS PARA LA CONSTRUCCIÓN DE LA METODOLOGÍA.....	61
4.6.1. Determinación de la Probabilidad de Incumplimiento	62
4.6.2. Prueba Financiera.....	63
CAPÍTULO V. RESULTADOS.....	64
CAPÍTULO VI. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES.....	76
6.1. DISCUSIÓN.....	76
6.2. CONCLUSIONES.....	78
REFERENCIAS	80
ANEXOS.....	82

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Rasgos Distintivos de las Microfinanzas.....	10
Tabla 2 Tipos de modelos internos empleados	13
Tabla 3 Metodologías – Nuevo acuerdo de Basilea (Basilea II)	21
Tabla 4 Ejemplo Didáctico Ponderaciones y Clasificación	21
Tabla 5 Categorías de Clasificación Crediticia del deudor por días de atraso	31
Tabla 6 Tasas mínimas de provisiones genérica por tipo de crédito.....	32
Tabla 7 Tasas mínimas de provisiones específicas por categoría de riesgo	33
Tabla 8 Última versión Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y Exigencia de Provisiones	34
Tabla 9 Modificaciones al Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y Exigencia de Provisiones	34
Tabla 10 Tipo de crédito según Resolución N° 808-2003 vs Resolución N° 11356 – 2008.....	35
Tabla 11 Categorías de Clasificación Crediticia del deudor por días de atraso	35
Tabla 12 Categorías de Clasificación Crediticia del deudor por días de atraso	36
Tabla 13 Tipo de provisiones según Resolución N° 808-2003 vs Resolución N° 11356 – 2008 ...	36
Tabla 14 Matriz de Probabilidad de Transición Rating Estados Unidos	48
Tabla 15 Créditos Directos según Situación al 29 de febrero de 2020 (en miles de soles)	59
Tabla 16 Créditos Directos por tipo al 29 de febrero de 2020	60
Tabla 17 Clasificación de Deudores.....	62
Tabla 18 Valor de la Pérdida Inesperada al 29 de febrero de 2020	72
Tabla 19 Anexo SBS N°5: Informe de Clasificación de Deudores y Provisiones al 29 de febrero del 2020 – Pérdida Esperada bajo el Modelo SBS.....	73
Tabla 20 Comparación del Valor de la Pérdida Esperada al 29 de febrero de 2020 (S/)	74
Tabla 21 Reporte SBS N° 2 A1: Activos y Contingentes Ponderados por Riesgo de Crédito_ Método Estándar al 29 de febrero del 2020 – Pérdida Inesperada bajo el Modelo SBS	74
Tabla 22 Comparación Valor de la Pérdida Inesperada al 29 de febrero de 2020.....	74

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Sector de Microfinanzas – Saldo de Créditos Sector Microfinanzas – diciembre 2019. Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS).....	9
Figura 2. Saldo de Créditos Directos del Sistema Financiero – diciembre 2019.....	10
Figura 3. Evolución de la Morosidad del Sistema Financiero Peruano.	12
Figura 4. Sector de Microfinanzas - Evolución de Morosidad Crediticias (%).	12
Figura 5. Tres Pilares del Nuevo Acuerdo de Capital (Basilea II).....	19
Figura 6. Definición de Pérdida Esperada e Inesperada.	20
Figura 7. Esquema Conceptual del IRB. Fuente: SBS (2006) Basilea II:	22
Figura 8. Mapa del Cálculo Probabilidad de Incumplimiento (PD). Fuente: SBS (2006)	23
Figura 9. Mapa del Cálculo del LGD. Fuente: SBS (2006)	23
Figura 10. Mapa de Cálculo Conceptual EAD. Fuente: SBS (2006)	24
Figura 11. Lógica y la matemática esbozada por los modelos IRB de Basilea II.	25
Figura 12. Basilea II, la pérdida esperada e inesperada, su diseño, cálculo, uso e impacto sobre el riesgo, la cultura corporativa y la rentabilidad Gehiner Salamanca- Gerente internacional LiSim..	26
Figura 13. Comparación Basilea I versus Basilea II – Provisiones (Pérdida Esperada)	35
Figura 14. Formato de Anexo N° 05. Fuente. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)	39
Figura 15. Reporte SBS N° 2 A1. Fuente. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS).....	40
Figura 16. Distribución de la Pérdida de una Cartera de Crédito	44
Figura 17. Distribución determinada de los rendimientos históricos.....	51
Figura 18. Distribución normal estándar y las probabilidades acumulativas. Fuente.....	52
Figura 19. Curva de distribución de probabilidad de los rendimientos de crédito.	54
Figura 20. Portafolio de Cartera de Colocaciones de la Entidad de Microfinanzas.....	58
Figura 21. Evolución de la Morosidad de la Entidad Financiera Evaluada.	58
Figura 22. Evolución del Costo Riesgo (Provisiones/saldo de cartera) de la Entidad Financiera Evaluada. Fuente. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS).....	59
Figura 23. Evolución de la Cartera de Alto Riesgo de la Entidad Financiera Evaluada. Fuente. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)	59
Figura 24. Matrices de Transición Parciales. Fuente. Elaboración Propia	64
Figura 25. Matriz de Transición Final. Fuente. Elaboración Propia	64
Figura 26. Pérdida Esperada para Cada Tipo de Calificación. Fuente. Elaboración propia	65
Figura 27. Comportamiento de las Variables Independientes.	66
Figura 28. Variables de Entrada Dinámicas para Simulación Montecarlo.....	67
Figura 29. Perfil y Número de Pruebas - Simulación Montecarlo. Fuente. Elaboración propia	67
Figura 30. Elección de distribución teórica para cada una de las variables independientes. Fuente. Elaboración propia	68
Figura 31. Serie de PD para Cada Clasificación de Riesgo.	68

Figura 32. Ajuste de distribución Múltiple usando el Método Estadístico “Kolmogorov-Smirnov”. Fuente. Elaboración propia.	69
Figura 33. Resultados del Ajuste de distribución Múltiple usando el Método Estadístico “Kolmogorov- Smirnov”. Fuente. Elaboración propia.	69
Figura 34. El Resultado PD por Clasificación. Fuente. Elaboración propia.	70
Figura 35. Definición el Pronóstico de Salida. Fuente. Elaboración propia.	70
Figura 36. Simulación para el Cálculo de la Pérdida Esperada y Máxima Pérdida.	71
Figura 37. Cálculo de la Pérdida Esperada y Máxima Pérdida.	71
Figura 38. Distribución de Probabilidad Final como resultado - Calcular la Pérdida Inesperada.	72

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

1.1. Realidad problemática

Las microfinanzas se han convertido en un motor de desarrollo en muchos países de Latinoamérica y del mundo, siendo las entidades financieras de microfinanzas las principales abastecedoras de servicios y recursos financieros para este sector de inclusión tan importante.

La importancia de este sector radica en que concede financiamiento a personas con emprendimientos (negocios familiares pequeños o empresarios con bajos ingresos), no atendidos por la banca tradicional, con la finalidad de generar empleo de calidad, promover la cultura del ahorro, reducir la pobreza e impulsar el crecimiento económico, convirtiéndose en una herramienta de inclusión social, introduciendo nuevos actores en el sistema financiero.

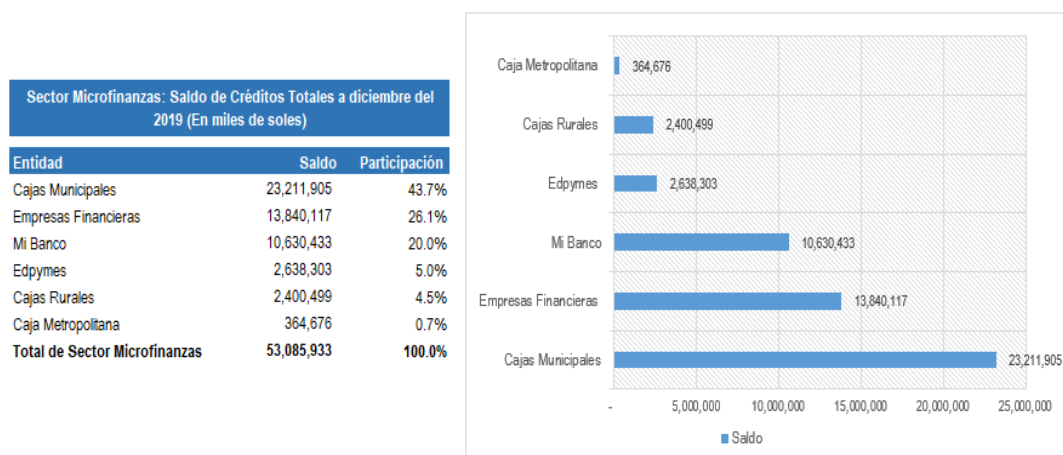


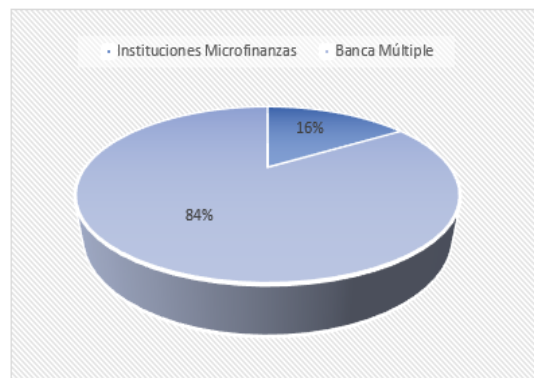
Figura 1. Sector de Microfinanzas – Saldo de Créditos Sector Microfinanzas – diciembre 2019. Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)

En el Perú, la banca tradicional otorga un limitado acceso al crédito a este segmento debido a que es considerado con un perfil de riesgo mayor, puesto que presenta simple o limitada documentación para poder hacer la evaluación de crédito y desarrollan sus actividades económicas al margen de la formalidad. Asimismo, los deudores no cuentan con garantías reales o formales que respalden los créditos que permitan a la entidad financiera reducir el riesgo de incumplimiento y asegurar la recuperación del monto prestado.

Sector Microfinanzas: Saldo de Créditos Totales a diciembre del 2019
(En miles de soles)

Entidad	Saldo	Participación
Cajas Municipales	23,211,905	7.1%
Empresas Financieras	13,840,117	4.2%
Mi Banco	10,630,433	3.2%
Edpymes	2,638,303	0.8%
Cajas Rurales	2,400,499	0.7%
Caja Metropolitana	364,676	0.1%
Total Instituciones Microfinanzas	53,085,933	16.2%
Banca Múltiple (*)	275,455,266	83.8%
Total Sistema Financiero	328,541,199	100.0%

(*) No incluye Mi Banco


Figura 2. Saldo de Créditos Directos del Sistema Financiero – diciembre 2019.

Fuente. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)

Es decir, las instituciones de microfinanzas proporcionan fortalecimiento financiero a las micro y pequeña empresa con condiciones más flexibles, eliminando barreras geográficas, demográficas, con una mayor exigencia de tasas de interés en comparación con el sistema financiero tradicional, sin embargo, estas empresas enfrentan costos operativos más altos para el otorgamiento de créditos, principalmente por gastos de personal, debido a que la metodología crediticia utilizada para la estimación de la capacidad de pago del cliente se sustenta en su alta necesidad de información, seguimiento y asesoramiento, considerar que los asesores de negocios usualmente visitan a cada cliente de manera individual para efectuar la evaluación, si bien la oferta de crédito en las instituciones de microfinanzas es inferior en monto comparada con la banca tradicional, el número de créditos otorgados por estas instituciones es superior.

Tabla 1
Rasgos Distintivos de las Microfinanzas

Área	Banca Tradicional	Microfinanzas
Metodología Crediticia	<ul style="list-style-type: none"> Basada en una garantía. Requiere documentación formal. En promedio es poco intensiva en mano de obra. Cancelación de préstamos en cuotas mensuales, trimestrales o anuales. 	<ul style="list-style-type: none"> Basada en las características personales. Escasa o nula documentación. En general requiere muchas horas- hombre por préstamo concedido. Cancelación de préstamos en pequeños pagos semanales o quincenales.
Cartera de préstamos	<ul style="list-style-type: none"> Préstamos por montos variables, aunque algunos pueden ser muy significativos. Con garantías físicas Cartera diversificada. Atraso de la cartera comparativamente estable 	<ul style="list-style-type: none"> Cartera compuesta por montos pequeños A falta de una garantía física, se emplean técnicas específicas que generan garantías implícitas. Cartera con baja diversificación

		<ul style="list-style-type: none"> • Carteras con atrasos volátiles.
Costos Operativos	<ul style="list-style-type: none"> • Relativamente bajos • Gastos operativos variados: personal, infraestructura, servicios, publicidad, etc. 	<ul style="list-style-type: none"> • Altos, cuadruplica en promedio los costos de las finanzas tradicionales. • Principalmente gastos de personal.
Estructura de Capital y Organización	<ul style="list-style-type: none"> • Accionistas institucionales e individuales con fines de lucro • Institución privada autorizada por el órgano regulador existente. • Organización centralizada con sucursales en las ciudades. 	<ul style="list-style-type: none"> • Fundamentalmente accionistas institucionales sin fines de lucro • Surgen generalmente por conversión de una ONG. • Serie descentralizada de pequeñas unidades en áreas con infraestructura débil.
Fondeo	<ul style="list-style-type: none"> • Depósitos del público, líneas externas, obligaciones negociables, etc. 	<ul style="list-style-type: none"> • Principalmente subsidios o préstamos con facilidades; capital propio. En etapas más avanzadas pueden captar depósitos (generalmente de bajo monto).
Clientela	<ul style="list-style-type: none"> • Empresas formales e individuos asalariados con niveles de ingreso y educación medio – altos. 	<ul style="list-style-type: none"> • Empresarios e individuos de bajos ingresos firmas familiares; sin documentación formal.

Nota. Recuperado de Microfinanzas: Un Análisis de Experiencias y Alternativas de Regulación. Adaptado de Jansson y Wenner (1997) y Rock y Otero (1996).

En una institución financiera se requiere evaluar los diferentes tipos de riesgo, siendo uno de los principales riesgos, el riesgo de crédito definido como “Posibilidad de pérdidas por la incapacidad o falta de voluntad de los deudores, emisores, contrapartes, o terceros obligados para cumplir sus obligaciones contractuales” (SBS 2017), por lo tanto, es importante saber administrar, medir, mitigar y controlar este riesgo en las entidades financieras, en particular las entidades de microfinanzas, de tal manera que permitan reducir la probabilidad de incumplimiento de sus deudores con sus obligaciones, minimizar las pérdidas o el impacto en sus resultados en caso de incumplimiento.

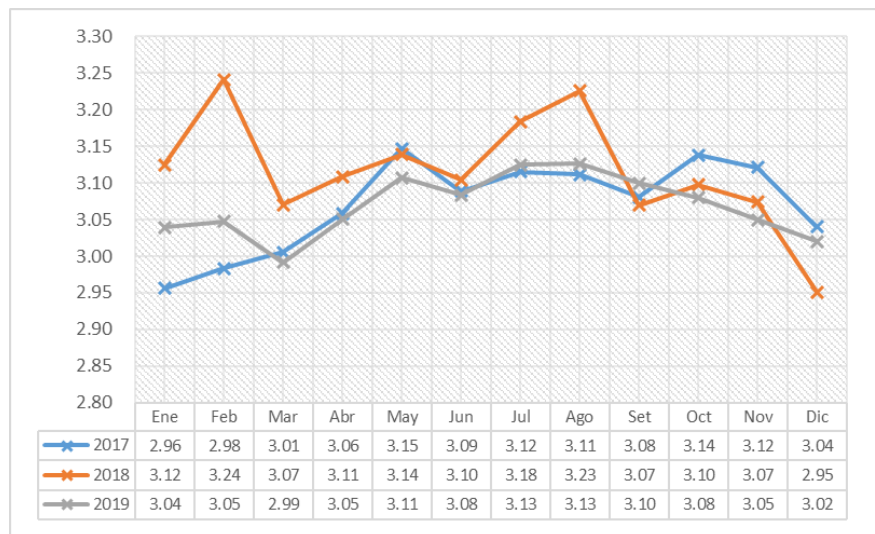


Figura 3. Evolución de la Morosidad del Sistema Financiero Peruano.

Fuente: ASBANC (2019)

Por lo expuesto, para seguir manteniendo un adecuado desarrollo de las entidades microfinancieras se requiere que, dentro de ellas, exista una adecuada administración del riesgo de crédito, implementando métodos para cuantificar eficientemente las pérdidas esperadas e inesperadas en las que incurren por mantener cartera de colocación como negocio principal. De este modo se puede estimar el adecuado nivel de provisiones para la cartera de créditos, con la finalidad sostener una adecuada fortaleza financiera.

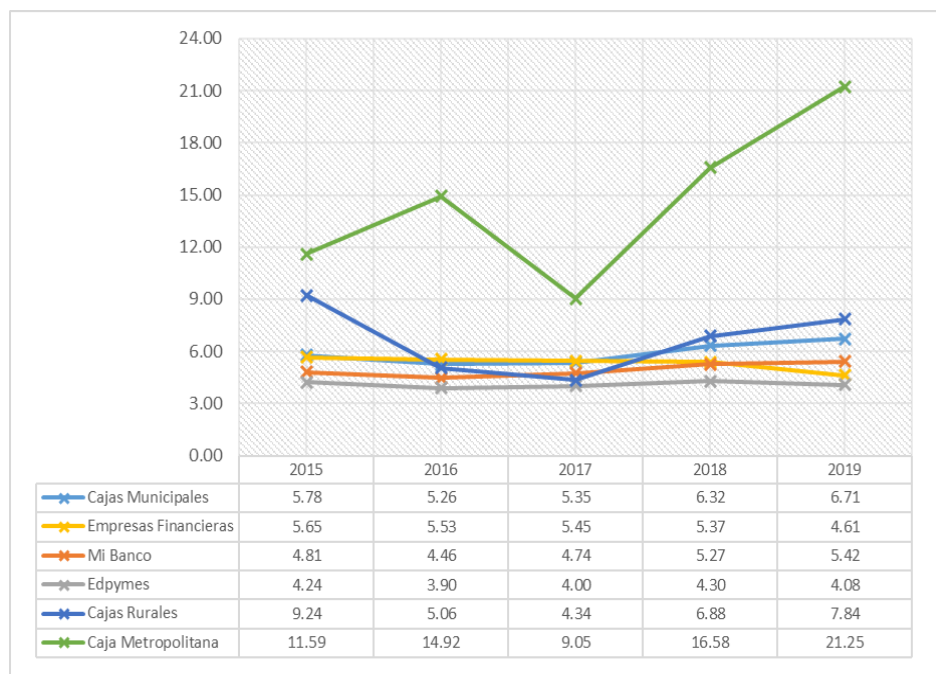


Figura 4. Sector de Microfinanzas - Evolución de Morosidad Crediticias (%).

Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)

El marco de Basilea II y modificatorias establece una serie de métodos para que los bancos calculen su capital regulador y provisiones. Una alternativa consiste en calcular el riesgo de

manera estándar y la otra es hacerlo utilizando los modelos internos de la Institución Financiera, sujeto a la aprobación explícita de su supervisor (BIS 2014).

Las instituciones financieras en el Perú aplican el modelo estándar basado en la regulación prudencial emitida por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (en adelante SBS) con punto de partida en Basilea II, método que permite medir el riesgo de crédito calculando las pérdidas esperadas e inesperadas.

Las pérdidas esperadas se calculan para determinar las provisiones mediante el Anexo SBS N° 05 (SBS N° 11356, 2008), mientras que el cálculo de pérdidas inesperadas permite determinar el requerimiento de capital (patrimonio efectivo) mediante Reporte SBS N° 2A1, ambos para riesgo de crédito (SBS N° 14354, 2009).

En ese sentido, es necesario analizar métodos alternativos a los que ya se vienen usando (Anexo N° 05 y Reporte 2A1), que permitan cuantificar anticipadamente y de mejor manera las pérdidas en las que podrían incurrir las instituciones al momento del otorgamiento del crédito y su posterior seguimiento. En esta línea, Támara, A, & Aristizábal, R. (2012) en su investigación, evidencian la importancia de implementar modelos que permitan cuantificar las pérdidas potenciales en las que incurren las entidades financieras, analizando el principal componente para su estimación, que es la probabilidad de incumplimiento, misma que calcula a través de matrices de transición. Asimismo, en su estudio realiza una comparación del cálculo de la pérdida esperada entre el modelo empleado por la institución financiera, el modelo de referencia de calificación comercial planteado por la Superintendencia Financiera de Colombia y el modelo encontrado bajo el esquema de matrices de transición.

Por otro lado, Tamara, A, & Aristizabal, R. (2010). Muestran que para el sistema financiero colombiano existe ya un uso de diversos modelos internos para la gestión de riesgo de crédito, como se muestra en el siguiente cuadro.

Tabla 2
Tipos de modelos internos empleados

Tipo de Modelos	Número de entidades que los utilizan
Experto	17
Redes neuronales	3
Scoring	26
Rating	15
Logit	25
Probit	2
Regresión lineal	4
Regresión logística	3
Matrices de transición	9
Simulaciones de Montecarlo	2
Análisis discriminantes	2
Modelo LGD	1

Ad-hoc	2
Árboles de decisión	2

Nota: Fuente: Villalba, F (s.f). Revista de Temas Financieros. Implicaciones del Nuevo Acuerdo sobre Normas y Convergencia de Capital (Basilea II) en Colombia.

Para el caso de Perú, todas las instituciones financieras reguladas calculan la pérdida esperada y la pérdida inesperada como se mencionó anteriormente con el Anexo N° 5 y el Reporte 2A1 respectivamente. En caso de los modelos internos se requiere una autorización previa de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, lo que no impide que las instituciones financieras principalmente, las que tienen casa matriz en el exterior y de grandes capitales peruanos manejen modelos internos, pero como una buena práctica al interior de las instituciones, mas no para fines regulatorios, sino más bien para una adecuada gestión de riesgo de crédito.

Se denomina modelo interno, al modelo que no es regulatorio y que podría ser desarrollado al interno de una institución financiera.

La presente tesis propone desarrollar el modelo interno aplicando los conceptos teóricos para el cálculo de la pérdida esperada, con base en Basilea II, la cual es:

$$PE = EAD \times PD \times LGD$$

Con base a esta fórmula se estima los componentes de riesgo, que incluyen cálculos de la probabilidad de incumplimiento (PD), mediante la herramienta de matrices de transición para su estimación, así como conocer la exposición al riesgo de crédito (EAD) y pérdida en caso de incumplimiento (LGD), con la finalidad de medir de manera más real la pérdida esperada de la cartera de crédito para una entidad de microfinanzas.

Para el presente estudio, se aplicará matrices de transición a la cartera de créditos de una institución de microfinanzas, dada su fácil implementación a la realidad peruana, con la finalidad de establecer las probabilidades que mostraría un crédito con cierta calificación de pasar a otra calificación en el siguiente año. Adicionalmente, se utilizará la metodología de Valor en Riesgo (VaR) con simulación Montecarlo para determinar la pérdida inesperada resultante, bajo el modelo interno propuesto.

El detalle de la metodología de Matriz de Transición y del VaR serán expuestas en el marco teórico, no obstante, podemos decir como introducción que el VaR usando Simulación Montecarlo, ayuda a calcular la pérdida inesperada en cuanto permite simular con un número determinado de interacciones (escenarios), la desviación máxima probable de la pérdida esperada bajo una distribución de probabilidad ajustada, con lo que nos permite con un nivel de confianza dado calcular la pérdida inesperada.

Los resultados del modelo internos serán comparados con el resultado del método regulatorio vigente, finalmente demostraremos la bondad de utilizar el modelo interno propuesto en una institución de microfinanzas.

1.2. Formulación del problema

¿El Cálculo de la pérdida esperada y por tanto de las provisiones que se vienen realizando a través del método estándar establecido en la Resolución SBS N°11356-2008 y sus modificatorias, mide adecuadamente el nivel de riesgo de la cartera de créditos para una entidad de microfinanzas al cierre febrero 2020?

Entonces, podemos definir lo siguiente, para nuestra formulación del problema:

PE SBS > PE modelo interno	No mide adecuadamente
PE SBS = PE modelo interno	Indiferente o Neutral
PE SBS < PE modelo interno	Mide adecuadamente

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Calcular la pérdida esperada de una entidad de microfinanzas determinando la probabilidad de incumplimiento de un deudor utilizando matrices de transición (modelo interno) con la finalidad de estimar el nivel de riesgo de la cartera de créditos y comparar el resultado con el modelo regulatorio.

1.3.2. Objetivos específicos

- Estimar la probabilidad incumplimiento de una cartera de créditos, empleando matrices de transición.
- Calcular la pérdida esperada de una institución de microfinanzas empleando los parámetros: Probabilidad de incumplimiento (PD), exposición en caso de incumplimiento (EAD), severidad de pérdidas (LGD).
- Calcular la pérdida inesperada resultante utilizando valor en riesgo (VaR) y simulación de Monte Carlo.
- Análisis y explicación de los resultados del modelo interno, para el cálculo de pérdida esperada como para la pérdida inesperada.
- Mostrar los resultados oficiales del anexo SBS N° 5 y Reporte N° 2A1, para el cálculo de pérdida esperada como para la pérdida inesperada.
- Comparación de los resultados del modelo interno versus el modelo regulatorio establecido por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, tanto para la pérdida esperada como para la pérdida inesperada.
- Establecer las conclusiones respectivas.

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes

En la investigación de Díaz, A., & Zaldivar, G. (2003) desarrolla supervisión de la administración del riesgo de crédito y el marco teórico de las pérdidas crediticias esperadas, la coyuntura de riesgo de crédito en el Perú y la base regulatoria y, por último, modelo de matrices de migración para supervisión bancaria dos aspectos en la proyección de provisiones a corto plazo y el cálculo de la probabilidad de incumplimiento con una referencia para el análisis de la provisión regulatoria. Investigación en la que se concluye, que el desarrollo de matrices permitiría obtener un indicador más preciso del deterioro del portafolio crediticio. Además de contar con una metodología de provisiones más sensible a las expansiones crediticias, implicaría una mejoría en el régimen de provisiones.

Calixto, M., & Casaverde, L. (2011). El objetivo de esta investigación es realizar una estimación de la probabilidad de incumplimiento de un microcrédito mediante la aproximación de una función logística binaria, determinando que las siguientes variables son las que determinan en el pago de un microcrédito: plazo del crédito, número de créditos otorgados por la entidad financiera, saldo deudor en el sistema financiero, tipo de vivienda del prestatario, edad del prestatario al momento de solicitar el crédito y estado civil del prestatario.

Sotomayor, S. (2012). Este trabajo trata sobre la creación de un modelo de pérdida esperada para una cartera de microcrédito basado en los acuerdos y recomendaciones que estipula el marco de Basilea II, el mismo que dispone que las propias instituciones financieras creen un método interno de calificación para la estimación de la pérdida esperada. En el desarrollo se contempla la utilización de una metodología estadística para la estimación de la probabilidad de incumplimiento; para el caso de las pérdidas dado el incumplimiento y de la exposición dado el incumplimiento, se presentan métodos internos de cálculo basados en análisis financieros. En el análisis se concluye que el modelo de pérdida esperada genera un porcentaje menor de provisiones en comparación con el modelo actual aplicado en la institución financiera, dado por la normativa vigente de la Superintendencia de Bancos y Seguros de Ecuador. Con la aplicación de la metodología de pérdida esperada en la cartera de microfinanzas se alcanzará a provisionar de manera más adecuada y sin exceso, para poder enfrentar las pérdidas esperadas sin afectar de manera significativa la rentabilidad de la institución.

El estudio de Támara, A., & Aristizabal, R. (2012) busca ampliar el análisis referente al riesgo crediticio y cómo a través del esquema de matrices de transición se puede calcular la probabilidad de incumplimiento de un deudor frente a un acreedor para una institución financiera en Colombia. Se logra así hacer una comparación del cálculo de pérdida esperada entre el modelo empleado por la institución financiera, el modelo de referencia de calificación

comercial planteado por la Superintendencia Financiera de Colombia y el modelo encontrado bajo el esquema de matrices de transición.

En este trabajo los autores concluyeron, que las matrices de probabilidad de transición nos permiten tener una mejor alternativa con fundamentación teórica diferente, pero de implementación directa, que produjo resultados que pueden ser comparados con el modelo que aplica la institución financiera y el recomendado por la Superintendencia Financiera de Colombia.

Valencia, V., & Zambrano, J. (2012). resalta la importancia que dentro de un sistema de administración de riesgo crediticio el pronóstico que se pueda hacer sobre el incumplimiento de los clientes y sus posibles cambios de calificación. Planteando a las matrices de transición como un instrumento fundamental para las instituciones financieras, al medir la probabilidad de migración entre los diferentes estados de cada uno de sus clientes, permitiendo hacer pronósticos del cambio de calidad que pueden sufrir los portafolios de créditos en un periodo de tiempo determinado y, de esta manera, son un elemento importante para hacer mediciones de las pérdidas que pueden experimentar las entidades tras el incumplimiento. Dentro de los modelos de gestión basada en riesgos, es necesario ir más lejos. Es importante analizar el riesgo de crédito en un contexto de cartera.

Salazar, S. (2015). El presente estudio busca establecer una metodología apropiada para determinar la pérdida esperada sobre la otorgación de créditos, y estimar los niveles de provisiones adecuados de cartera para una institución financiera generadora de cartera de microcrédito. Centrándose en los modelos estadísticos para determinar una probabilidad de incumplimiento. En el citado estudio se concluye que la estructura de provisiones actual de la institución microfinanciera considera los requerimientos del ente de control para la cartera de microcrédito; más no el requerimiento de provisiones está determinado por un análisis del riesgo que determine los niveles necesarios de provisiones en función de su riesgo de cartera.

Asimismo, Avila, G. (2019). En su estudio pone en evidencia la utilidad de la aplicación de matrices de transición para evaluar operaciones crediticias y el impacto de la morosidad en la cartera de crédito, debido, a que la morosidad crediticia constituye una importante señal de advertencia de la crisis financiera y proyecta los problemas de rentabilidad, si la entidad financiera incrementa su cartera de créditos impagos conlleva a una caída de utilidades y déficit de provisiones. Por otro lado, si bien las matrices de transición permiten un acercamiento al análisis del riesgo de crédito y morosidad, existen claras limitaciones, dada la complejidad del sistema de cooperativas y la existencia de otros tipos de riesgos vinculados que influyen en el cumplimiento de las obligaciones de los socios.

2.2. Bases Teórica y Marco Conceptual

2.2.1. Marco Regulatorio Basilea

El Marco de Basilea es el conjunto completo de estándares del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS), que es el principal creador de estándares globales para la regulación prudencial de los bancos. (BIS, s.f).

2.2.1.1. Basilea I

En 1974, con el patrocinio del Bank for International Settlements (BIS), se constituyó el Comité de Basilea sobre Supervisión Bancaria, el que estaba compuesto por representantes de los bancos centrales y autoridades de supervisión bancaria de Bélgica, Canadá, Francia, Alemania, Italia, Japón, Luxemburgo, Holanda, España, Suiza, Suecia, Inglaterra e Estados Unidos. (Astolfi, s.f).

El primer Acuerdo de Capital de Basilea, aprobado en 1988, recomienda estándares mínimos de requerimiento de capital para hacer frente al evidente deterioro de los índices de capitalización de los bancos internacionales en la década de los ochenta, el núcleo de ese acuerdo fue la ponderación de activos de acuerdo con el riesgo de incumplimiento de las obligaciones de una contraparte, es decir, el riesgo de crédito.

Según (Samaniego, 2007), el acuerdo pretendía, sobre todo, cubrir el riesgo de crédito ya que la mala gestión de éste y la baja calidad crediticia son algunas de las principales causas de quiebras y crisis bancarias internacionales. El capital regulatorio tiene que ser, al menos del 8% de los activos ponderados por riesgo. De esta forma, a más riesgo más capital, el nivel del coeficiente se determinó por convenio entre los expertos.

El acuerdo, en un principio, sólo tenía en cuenta el riesgo de crédito, pero en una revisión posterior incorporó, explícitamente, el de mercado. Esta revisión, que se produjo en 1996, recoge la posibilidad de que el banco utilice su propio modelo interno de medición de riesgo de mercado, en base a los modelos VaR (Valor en riesgo) sometidos a unos estándares mínimos de calidad.

Desde su implementación internacional desde enero 1993, se observó que esta regulación omite principalmente 03 factores fundamentales para la medición del riesgo de crédito: (1) no considera las diferencias en la calidad crediticia de los deudores; (2) no contempla disparidades en el monto y vencimiento de los préstamos, y; (3) ignora el potencial de un portafolio bien diversificado para reducir el riesgo de crédito global.

En el Perú a mediados de 1996 la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS), a iniciativa de la SBS se profundizó la reforma financiera iniciada en 1991. El objetivo principal fue el fortalecimiento del sistema financiero y la supervisión bancaria, incorporando las recomendaciones propuestas por el Acuerdo de Basilea de 1988 y su revisión de 1991. Dichas recomendaciones incluyeron la regulación para la administración

del riesgo crediticio, así como exigencias en materia de riesgo de mercado. Asimismo, se incluyó la supervisión consolidada permitiendo que el control abarcara tanto a los intermediarios, como a las empresas que forman parte de un mismo conglomerado financiero. (SBS, s.f.)

2.2.1.2. Basilea II

El Nuevo Acuerdo de Capital o Basilea II brinda un conjunto de principios y recomendaciones del Comité de Basilea sobre Supervisión Bancaria y tiene como objetivo propiciar la convergencia regulatoria hacia estándares más avanzados sobre medición y gestión de los principales riesgos en la industria bancaria. Como se mencionó en la sección anterior, el Comité de Basilea forma parte del Banco Internacional de Pagos (BIS por sus siglas en inglés) y fue creado por acuerdo de los representantes de los Bancos Centrales de los 10 países más industrializados con el propósito de formular una serie principios y estándares de supervisión bancaria, los que han sido acogidos no solamente por los países miembros, sino por la mayoría de los países en el mundo.

El cronograma de implementación seguido en Perú se inició en el año 2007 con los estudios de impacto y la emisión de la normativa necesaria para la implementación del Nuevo Acuerdo de Capital (NAC). Esta primera fase duró hasta junio del 2009 y a partir de julio del 2009 ingresó en vigencia del método estandarizado para riesgo de crédito y riesgo de mercado, y el método básico y estándar alternativo para riesgo operacional. Asimismo, es a partir de esta fecha que las empresas pueden postular para el uso de modelos internos. (SBS, s.f.)

Los objetivos de Basilea II son:

- Promover seguridad en el sistema financiero.
- Mantener un sano nivel de capital en el sistema financiero.
- Incrementar la competitividad bancaria.
- Constituir una aproximación más completa hacia el cálculo de riesgo.
- Plantear métodos más sensibles al riesgo.

El marco prudencial de Basilea II está compuesto por tres pilares:



Figura 5. Tres Pilares del Nuevo Acuerdo de Capital (Basilea II).

Fuente: SBS (2006) Basilea II: El Nuevo Acuerdo de Capital.

Basilea II, refuerza dos conceptos muy importantes sobre las Pérdidas a las que están expuestas las Instituciones Financieras:

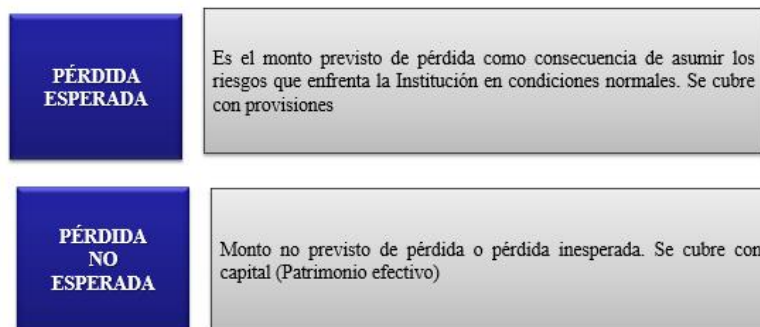


Figura 6. Definición de Pérdida Esperada e Inesperada.

Fuente: SBS (2006) Basilea II: El Nuevo Acuerdo de Capital.

Desde el punto de vista teórico las pérdidas totales de una Institución Financiera están compuestas de 02 componentes principales: Pérdida Esperada + Pérdida No Esperada o Inesperada.

Pérdida Esperada es algo que sabemos va a ocurrir con regularidad y por tanto deben ser cubiertas con las provisiones del Balance de las Instituciones Financieras. Por otro lado, las Pérdidas No Esperadas o llamada Pérdida Inesperada, es algo que no ocurre regularmente y es inesperado, las cuales son cubiertas con capital o llamado también patrimonio efectivo para el caso de Perú. Por tanto, la Pérdida Esperada se refiere al cálculo de Provisiones y Pérdida Inesperada al cálculo de requerimiento de capital o requerimiento de patrimonio efectivo.

En el caso de Basilea II, el cálculo de las provisiones (pérdidas esperadas) están fuera de lo escrito en el marco prudencial, dejándola dentro del marco contable de cada país. Sin embargo, el Comité de Basilea ha comunicado los principios que debería seguir la normativa de provisiones:

- Estar basadas en el concepto de pérdida esperada
- Tener un carácter “forward looking” (Pronóstico)
- Basadas en metodologías sólidas

Sin embargo, el marco prudencial si se concentra en el cálculo de la pérdida inesperada a través de su Pilar I: Requerimientos Mínimos de Capital.

2.2.1.2.1 Pilar I – Requerimientos Mínimos de Capital.

El pilar I establece un capital mínimo y ello implica que, si los supervisores detectan situaciones en las que entidad está asumiendo mayores riesgos que los calculados puedan exigir un aumento de dicho nivel mínimo, de forma que el capital refleje el riesgo realmente soportado por la institución financiera. (Samaniego, 2007, p.47)

Tabla 3
Metodologías – Nuevo acuerdo de Basilea (Basilea II)

Riesgos	Metodologías
De Crédito	Método Estándar (STDA).
	Método Basado en Calificaciones Internas Fundamental (IRBF).
	Método Basado en Calificaciones Internas Avanzado (IRBA).
De Mercado	Método estándar.
	Modelos internos.
De Operacional	Método del Indicador Básico
	Método Estándar
	Métodos de Medición Avanzada (AMA)

Nota: Fuente: SBS (2006) Basilea II: El Nuevo Acuerdo de Capital.

Para fines de la presente investigación, se va a realizar la introducción a los métodos de Basilea II, concerniente sólo a Riesgo de Crédito.

El método estándar (STDA) para Riesgo de Crédito establece ponderadores en función del riesgo de cada tipo de exposición y la clasificación externa de la contraparte. Cada deudor tiene una clasificación dada por empresas clasificadoras externas y asociada a la probabilidad de incumplimiento de la exposición.

Un ejemplo didáctico de estas ponderaciones y clasificación se muestra a continuación:

Tabla 4
Ejemplo Didáctico Ponderaciones y Clasificación

	AAA a AA-	A+ a A-	BBB+ a BBB-	BB+ a B-	Menor a B-	<u>Sin clasific.</u>
Soberanos	0	20	50	100	150	100
Multilaterales	20	50	50	100	150	50
Sistema Opción 1	20	50	100	100	150	100
Financiero Opción 2	20	60	60	100	150	60
Opción 2*	20	20	20	50	150	20
Comerciales**	20	50	100		150	100

*Deuda con maduración de 3 ó menos meses.

** También se permite un método simplificado que asigna 100% a todas las exposiciones

Fuente: SBS (2006) Basilea II: El Nuevo Acuerdo de Capital.

Asimismo, en el método estándar se reconoce la naturaleza de la técnica de mitigación de riesgo, del siguiente modo:

- (1) Se ajusta la exposición por volatilidad;
- (2) Se ajusta el valor del colateral por:
 - a) Volatilidad en el precio;
 - b) Diferencia de tipo de cambio entre la exposición y el mitigante, y;
- (3) El valor ajustado es ponderado según el tipo de exposición (si no se cuenta con colateral, la exposición es ponderada luego del paso (1))

En cuanto a los Modelos Basados en Clasificaciones Internas (InternalRatings-Based, IRB), existen dos variantes en Basilea II:

- (1) IRB Fundamental (IRBF), donde las Instituciones Financieras sólo cumplen con información y requerimiento para el cálculo de la PD, y;
- (2) IRB Avanzado (IRBA), donde la Instituciones Financieras cumplen con información y requerimientos para estimar PD, LGD, EAD

Las dos variantes del modelo IRB, establecen la misma función de cálculo de la Pérdida Esperada, de la cual se derivará posteriormente la Pérdida Inesperada. La función es la siguiente:

$$PE = f(PD, LGD, EAD, M)$$

- donde:
- PD = Probility Default (Probabilidad de Incumplimiento)
 - LGD = Loss Given Default (Pérdida dado el Incumplimiento o Severidad)
 - EAD = Exposure at Default (Exposición del Activo)
 - M = Maturity (Madurez)

Entonces bajo los modelos IRB, la pérdida esperada se puede expresar en estos 04 parámetros. Asimismo, podemos dibujar el esquema conceptual del IRB en el siguiente mapa:

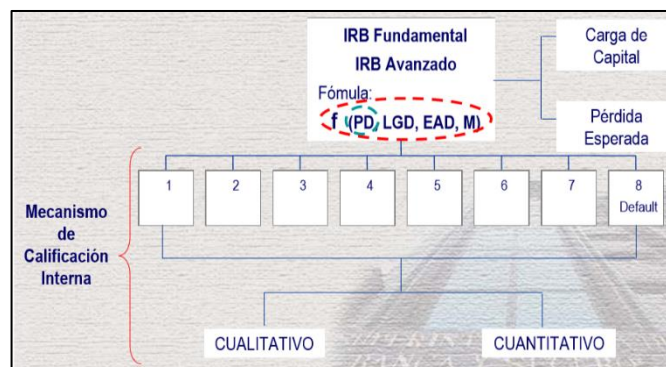


Figura 7. Esquema Conceptual del IRB. Fuente: SBS (2006) Basilea II: El Nuevo Acuerdo de Capital

En el mapa notamos la fórmula antes descrita, además que se requiere 8 calificaciones internas (siendo “1” la de menor riesgo y “8” la calificación de default), todos construidas con elementos cualitativos y cuantitativos.

Con respecto al mapa del cálculo de la Probabilidad de incumplimiento (PD), tenemos lo siguiente:

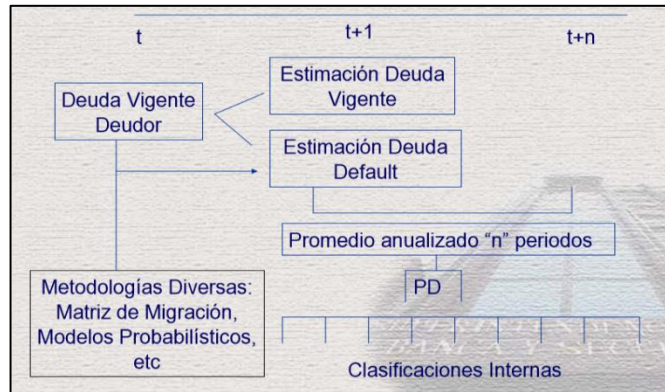


Figura 8. Mapa del Cálculo Probabilidad de Incumplimiento (PD). Fuente: SBS (2006)

Basilea II: El Nuevo Acuerdo de Capital

El mapa de la PD nos muestra que se utiliza un horizonte temporal para el cálculo, se sugiere un promedio anualizado “n” periodos utilizando una definición de default basado en las calificaciones internas establecidas. Para esto existen diversas metodologías, entre las que encontramos: Matriz de Migración, Modelos Probabilísticos, entre otros, los cuales serán explicados en una sección posterior.

Del mismo modo mostramos el mapa del cálculo del LGD:



Figura 9. Mapa del Cálculo del LGD. Fuente: SBS (2006)

Basilea II: El Nuevo Acuerdo de Capital

Para este cálculo del LGD, se requiere listar los colaterales elegibles por la regulación local, separándolos por tipo de colateral. Haciendo uso de herramientas estadísticas o criterio experto se debe estimar la proporción que se ha podido recuperar por cada tipo de colateral, agregándolo en una sola medida de “Proporción Recuperada Neta (REC)”. De esta forma podemos calcular el LGD, que sería aproximadamente igual a 1-REC.

$$LGD = 1 - REC$$

Asimismo, mostramos el mapa de cálculo conceptual del EAD:

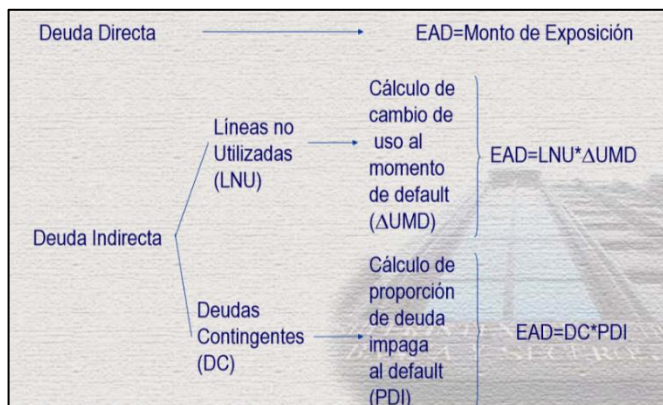


Figura 10. Mapa de Cálculo Conceptual EAD. Fuente: SBS (2006)

Basilea II: El Nuevo Acuerdo de Capital

En este caso el EAD es la suma de la Deuda Directa + la porción computable de la Deuda Indirecta. La deuda directa sería igual al monto de la exposición, mientras que la porción computable de la deuda indirecta estaría compuesta por: (1) (Líneas no utilizadas) x (cambio UMD), y; (2) (Deudas Contingentes) x (DPI).

Donde UMD es el cálculo del cambio de uso de la línea al momento de default, y PDI es el cálculo de la proporción de deuda impaga en contingentes al default.

Las categorías para las exposiciones serían las siguientes:

- ✓ Comercial
 - Project Finance
 - Object Finance
 - Commodities Finance
 - Income – Producing Real Estate
 - High – Volatility Commercial Real Estate
- ✓ Soberanos
- ✓ Sistema Financiero
- ✓ Consumo
 - Hipotecarios
 - Créditos Revolventes
 - Otras exposiciones de consumo
- ✓ Valores
- ✓ Compra de Cuentas por Cobrar

Entonces la fórmula general de la pérdida esperada (EL en inglés), en general y para tipo de exposición sería la siguiente:

$$PE (EL) = EAD \times PD \times LGD$$

La fórmula para la Pérdida Inesperada o Requerimiento de Capital (K), sería:

$$\text{Req. } (K) = \left[\text{LGD} \times \left(N \left[\frac{1}{\sqrt{1-\rho}} \times G(\text{PD}) \right] + \left[\frac{\rho}{\sqrt{1-\rho}} \right] \times G(0.999) \right) - \text{PD} \right] \times \frac{(1 + (M - 2.5) \times b(\text{PD}))}{(1 - 1.5 \times b(\text{PD}))} \times \text{EAD}$$

Donde:

- Madurez Ajustada (Maturity adjustment (b))

$$\text{Maturity Adjustment (b)} = (0.11852 - 0.05478 \times \log(\text{PD}))^2$$

- Correlación (p)

$$\text{Correlación}(\rho) = 0.12 \times \left(\frac{1 - e^{-50 \times \text{PD}}}{1 - e^{-50}} \right) + 0.24 \left[1 - \frac{1 - e^{-50 \times \text{PD}}}{1 - e^{-50}} \right]$$

- Correlación ajustada por tamaño de compañía (S = venta del año)

$$\text{Correlacion}(\text{PD}, \text{S}) = R - 0.04 \left(1 - \frac{\min\{50, \max\{S, 5\} - 5\}}{45} \right)$$

Estas fórmulas se aplican tanto para el Método IRB Fundamental como para el Avanzado. Como se mencionó anteriormente la diferencia radica en el cálculo de las variables; en el IRBF, la Institución Financiera sólo calcula la PD, siendo el resto de los valores proporcionados por la normativa, y en el IRBA, la entidad estimará todas las variables.

Estas fórmulas se han ido modificando a medida que el Comité de Basilea ha ido recibiendo sugerencias, la base original se mantiene y, tal como recoge el propio documento del Bank for International Settlements (2001), esta formulación calcula la pérdida inesperada, donde el valor de los activos del prestatario se asume sigue una distribución lognormal.

Para un mejor entendimiento mostramos gráficamente la lógica y la matemática esbozada por los modelos IRB de Basilea II.

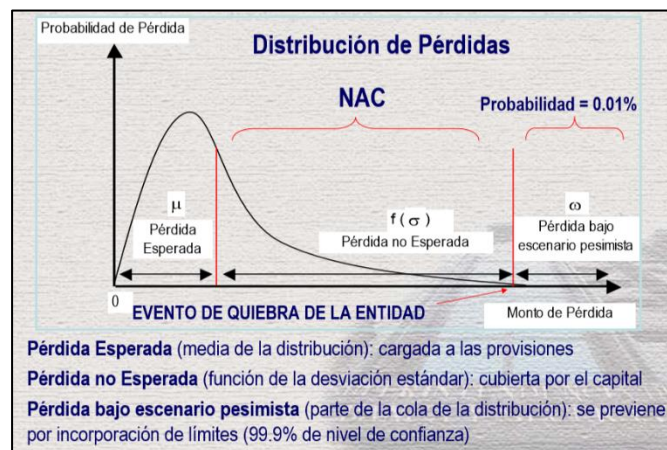


Figura 11. Lógica y la matemática esbozada por los modelos IRB de Basilea II.

Fuente: SBS (2006) Basilea II: El Nuevo Acuerdo de Capital

En ambas gráficas, se muestra que los modelos IRB parten de la idea de que las posibles pérdidas por riesgo de crédito a las que enfrenta una Institución Financiera se representan mediante una función de distribución de probabilidad lognormal. A partir de esta función

de probabilidad se determina el nivel de confianza especificado, y con ello podemos determinar la pérdida esperada y la pérdida inesperada.

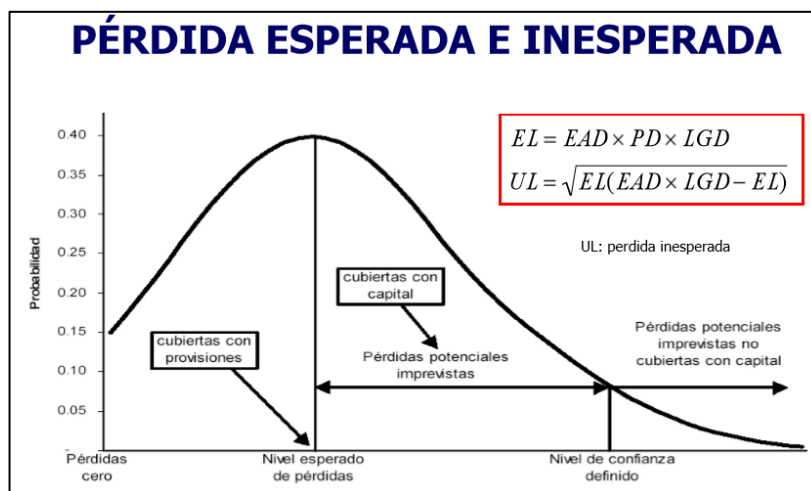


Figura 12. Basilea II, la pérdida esperada e inesperada, su diseño, cálculo, uso e impacto sobre el riesgo, la cultura corporativa y la rentabilidad Gehiner Salamanca- Gerente internacional LiSim

2.2.1.2.2 Pilar II – Supervisión.

Da lineamientos para que el Supervisor promueva mejores prácticas en la administración de riesgos y se abatan otros riesgos como el estratégico y reputacional.

La finalidad del segundo pilar del nuevo acuerdo de capital es asegurar que cada entidad financiera cuente con procesos internos confiables para evaluar la suficiencia de su capital, y que se consideren diversos riesgos de la entidad financiera que no han sido comprendidos en el Pilar 1. (SBS, s.f.)

2.2.1.2.3 Pilar III – Disciplina de Mercado.

Es una guía de la información que los bancos deben publicar con el fin de dar mayor transparencia a la estructura y suficiencia del capital y la exposición al riesgo de la institución.

Los requisitos de transparencia o disciplina de mercado (Pilar 3) están diseñados para facilitar el empleo de los mecanismos de mercado con fines prudenciales, complementando los requerimientos de capital mínimos (Pilar 1) y el proceso de examen del supervisor (Pilar 2) de Basilea II (SBS, s.f.).

2.2.1.3. Basilea III

Basilea III es un conjunto de medidas internacionalmente acordado desarrollado por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea en respuesta a la crisis financiera de 2007-2009. Las medidas apuntan a fortalecer la regulación, supervisión y gestión de riesgos de los bancos. (BIS, s.f.).

El Comité de Basilea inició en el 2009 la reforma de Basilea II, actualmente llamada Basilea III. En este sentido, la SBS actualmente está evaluando la implementación de estos cambios de acuerdo con la realidad peruana.

Las medidas planteadas en Basilea III están encaminadas a:

- Exigir más capital y de mayor calidad.
- Establecer unos requerimientos mínimos de liquidez (a corto y largo plazo).
- Fijar un ratio máximo de endeudamiento.

Mientras el primero suponía profundizar en una senda ya trazada, las dos últimas medidas son líneas de trabajo totalmente nuevas para los reguladores. La base del capital constituye los cimientos de cualquier banco y que le permitirán absorber pérdidas en el futuro.

Las normas establecidas para el sistema financiero peruano en lo que se refiere a Basilea III establece requerimiento de capital adicionales vinculado a: (i) ciclo económico; (ii) concentración (sectorial, individual y geográfica); (iii) concentración de mercado; (iv) tasa de interés del balance, y; (v) propensión al riesgo.

Estas medidas obtuvieron en el 2017 el visto bueno de los reguladores de los países y estaba previsto que entren en vigor en 2022. El comité de Basilea ha decidido el viernes 27 de marzo 2020 que, de forma general, la fecha límite de aplicación de estas normas se retrase hasta 2023 por causa del Covid-19.

Este retraso se aplica en primer lugar para el cálculo estandarizado de las ratios de endeudamiento y a las restricciones específicas para las Instituciones Financieras considerados como "demasiado grandes para que deban caer", donde el capital de máxima calidad ha de ser muy elevado. También se retrasan hasta esa misma fecha la puesta en marcha de los distintos esquemas para medir el riesgo de las Instituciones Financieras. Uno de los problemas que detectó Basilea III fue la disparidad de modelos internos de las Instituciones Financieras para medir sus riesgos.

Este ente también ha decidido retrasar la última versión de su plan de regulación bancaria, denominado Pilar III del marco de Basilea, que se centra en promover la disciplina de mercado a través de determinados requisitos en la divulgación de información. Será diferido hasta el 1 de enero de 2023.

2.2.2. Administración de Riesgo de Crédito

Philippe Jorion (2009: 247) define el riesgo de crédito de la siguiente manera:

«El riesgo de crédito surge cuando las contrapartes están indispuestas o son totalmente incapaces de cumplir sus obligaciones contractuales. El riesgo de crédito abarca tanto el riesgo de incumplimiento, que es la valuación objetiva de la probabilidad de que una

contraparte incumpla, como el riesgo de mercado que mide la pérdida financiera que será experimentada si el cliente incumple».

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (Elizondo 2003: 47) define el riesgo de crédito:

“Se determina que existen dos tipos de riesgo de crédito: el riesgo de incumplimiento, que se refiere a la pérdida potencial derivada de que la contraparte no pueda cumplir con sus obligaciones financieras en las condiciones definidas contractualmente; y riesgo de mercado, que se define como la pérdida potencial que podría sufrir un tenedor de un portafolio de préstamos, instrumentos financieros o derivados, como consecuencia de que el valor de mercado de estos disminuya. La segunda definición, plantea al riesgo de crédito aun en casos de que la contraparte no sufra quebranto alguno”.

De Lara (2008:166) define el riesgo de crédito como la pérdida potencial que se registra con motivo del incumplimiento de una contraparte en una transacción financiera (o en alguno de los términos y condiciones de la transacción). También se concibe como un deterioro en la calidad crediticia o en la garantía o colateral pactada originalmente.

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, mediante Resolución SBS N° 272 -2017, define Riesgo de Crédito como posibilidad de pérdidas por la incapacidad o falta de voluntad de los deudores, emisores, contrapartes, o terceros obligados para cumplir sus obligaciones contractuales.

Conforme De Lara (2008:166), las Instituciones Financieras han elaborado procedimientos homogéneos y tradicionales que se conocen como las 5Cs del solicitante:

- **Conocer** al sujeto de crédito (solvencia moral, reputación, voluntad de pago, historial de pago)
- **Capacidad** de pago mediante un análisis financiero y flujo de efectivo
- **Capital** de la firma o patrimonio del individuo y su capacidad de endeudamiento.
- **Colateral** (garantías del crédito, su valor y nivel de realización)
- **Condiciones cíclicas** (dependencia del ciclo económico, del sector, de la región, etc.)

Estas 5Cs, son los fundamentos que han especializado notablemente las Instituciones de microfinanzas en su línea de Negocio y que en el Perú se denomina “Tecnología Crediticia”. No obstante, estas 5Cs se viene complementando con análisis de la volatilidad y nivel de las tasas de interés de mercado. Asimismo, cada vez las nuevas metodologías basadas en técnicas estadísticas complementan la evaluación tradicional y en algunos casos viene siendo sustituido, como por ejemplo en créditos al consumo (tarjetas de crédito, créditos hipotecarios, etc.). Estas técnicas estadísticas determinan la probabilidad de incumplimiento o impago. Una de las principales razones de este desplazamiento es que el análisis de crédito resulta muy costoso para las instituciones, ya que éstas requieren de un grupo importante de profesionales y analistas financieros expertos. Además, en la medida en que

la institución financiera es más grande, el análisis de crédito es menos homogéneo y requiere fuertes inversiones en capacitación.

A nivel agregado, cada uno de estos análisis individuales conforman un portafolio o cartera crediticia para la Institución Financiera y a este nivel consolidado se genera una evaluación integral del Riesgo de Crédito.

Al final de la década de los 90's, como complemento a Basilea I, se desarrollaron metodologías alternativas llamadas "modelos internos" que buscan recoger las particularidades de cada institución financiera con el fin de perfeccionar la medición del requerimiento de capital, de tal forma que administre óptimamente su estructura de capital. Los dos modelos internos reconocidos y utilizados a nivel mundial son CreditMetrics y CreditRisk publicados en 1997 por los Bancos JP Morgan y Credit-Suisse, respectivamente. Ambos pretenden adaptar la teoría de portafolios al mercado crediticio, es decir, construyen carteras crediticias para incorporar el factor de diversificación en la medición del riesgo de crédito como se hace comúnmente con el riesgo de mercado, obteniendo como resultado una medida de Valor en Riesgo (VaR) aplicada al Riesgo de Crédito y una medida de probabilidad de incumplimiento respectivamente. El VaR aplicado al riesgo de crédito será explicado en secciones posteriores.

CreditRisk fue creado por la escasez de información que existía sobre las carteras de crédito, por lo que se diseñó un modelo actuarial, con el propósito de maximizar el uso de información escasa y medir solamente la probabilidad de incumplimiento. Los datos que requiere el modelo son: (1) El saldo insoluto de los créditos; (2) La probabilidad de quiebra que es homogénea y conocida a todos los créditos, y se usa como referencia a las estadísticas publicadas por Moody's, y; (3) Porcentajes de recuperación de los créditos que son dinámicos a través del tiempo. A decir De Lara (2008, 190), el modelo de 1997 considera únicamente dos estados de la naturaleza: incumplimiento y no incumplimiento, y su propósito es determinar las pérdidas esperadas y no esperadas en lugar de determinar un VaR específico. Es por esta razón que es denominado un modelo de probabilidad de incumplimiento.

El modelo CreditMetrics tiene como propósito estimar el VaR de crédito suponiendo que el riesgo de crédito depende de los cambios de la calificación crediticia y en la tasa de incumplimiento de los deudores. De lo escrito por De Lara (2008, 190), para este modelo la probabilidad de incumplimiento en un periodo es discreta, mientras que en el Modelo de CreditRisk, la probabilidad de default es una variable continua con una distribución de probabilidad Poisson.

"CreditMetrics se denomina un modelo de "marcar a mercado" en donde su componente principal es la matriz de transición que está relacionada con un sistema de calificación, el cual modela la migración de la calidad de los créditos. Con esto se determina las pérdidas resultantes de los incumplimientos del deudor y los cambios en el valor de mercado de los

créditos de la cartera. Ahora bien, la matriz de transición, los cambios en el valor y las pérdidas debidas al incumplimiento de los créditos se estiman a partir de datos estadísticos e información de mercado” (Grossman & Brennan, 1998)

Las notables diferencias entre las condiciones que imperan en el mercado de valores y en el mercado de crédito han dificultado su adecuada implementación, sin perjuicio de la utilidad de la metodología VaR aplicada a la medición del Riesgo de Crédito.

Posteriormente, como ya se mencionó con Basilea II, se refuerza el concepto de pérdida esperada e inesperada, que actualmente sirve como base para la medición del Riesgo de Crédito.

La administración o gestión de riesgos, se ha vuelto fundamental en todas las Instituciones Financieras cuya rentabilidad esté ligada fuertemente a los riesgos que asume. Se requiere identificar, valorar y cuantificar la exposición al riesgo, optimizando la rentabilidad, trasladándolo directamente a través de precios competitivos y beneficios a los clientes.

Por consiguiente, el que la empresa adopte modelos más eficientes para administrar el riesgo de crédito, es muy importante para los esfuerzos que la institución realiza con el fin de permanecer más competitivo y globalizado. Del mismo modo, para que sobrevivan y se desarrollen deben entender el análisis de riesgo, así como implementar metodologías de valuación adecuadas para todas las actividades relacionadas con el riesgo de crédito.

El objetivo de la medición del riesgo de crédito es prever anticipadamente las pérdidas potenciales en las que podría incurrir una institución en el otorgamiento de créditos, tanto a nivel individual como de portafolio; dicho en otras palabras, las diferentes metodologías existentes buscan calcular la probabilidad de incumplimiento de un deudor frente a un acreedor una vez asumida la deuda.

Finalmente, se puede decir que un sistema de administración de riesgo de crédito será efectivo en la medida que sepa elegir el mejor método de acuerdo con sus necesidades, contar con buenas políticas de otorgamiento para detectar así los problemas a tiempo y tomar medidas preventivas para los créditos ya otorgados y una restricción de otorgamiento para aquellos créditos que puedan generar problemas.

2.2.3. Marco Regulatorio Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS) Aplicado para Cálculo de Pérdida Esperada e Inesperada en el Perú

2.2.3.1. Normativa aplicable para el Cálculo de Provisiones (Pérdida Esperada)

2.2.3.1.1 Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones (Resolución SBS N° 11356 – 2008)

La clasificación crediticia del deudor está determinada principalmente por la capacidad de pago del deudor, a través de su flujo de caja y el grado de cumplimiento de sus obligaciones. Asimismo, deben tomarse en consideración su solvencia, las clasificaciones crediticias

asignadas por otras empresas del sistema financiero, así como su historial crediticio, entre otros elementos prudenciales.

Categorías de Clasificación Crediticia del deudor

El deudor será clasificado de acuerdo con las siguientes categorías:

- Categoría Normal (0)
- Categoría con Problemas Potenciales (1)
- Categoría Deficiente (2)
- Categoría Dudoso (3)
- Categoría Pérdida (4)

Tabla 5

Categorías de Clasificación Crediticia del deudor por días de atraso

Categorías		Corporativos	Pequeñas empresas	Hipotecarios
		Grandes empresas Medianas empresas (días de atraso)	Microempresas Consumo (días de atraso)	(días de atraso)
NORMAL	0	Pago puntual	Hasta 8	Hasta 30
CPP	1	8 a 60	9 a 30	31 a 60
DEFICIENTE	2	61 a 120	31 a 60	61 a 120
DUDOSO	3	121 a 365	61 a 120	121 a 365
PERDIDA	4	Mayor a 365	Mayor a 120	Mayor a 365

Nota: Recuperado de Resolución SBS N° 11356 – 2008 - Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones.

Exigencias de Provisiones

De conformidad con la Resolución S.B.S. N° 11356 (2008), las instituciones de microfinanzas deben constituir las provisiones genéricas y específicas sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos. Las provisiones se definen como el monto equivalente a las pérdidas esperadas de la cartera de créditos.

Clases de Provisiones

Provisión Genérica

Las provisiones genéricas son aquellas que se constituyen, de manera preventiva, sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos de deudores clasificados en categoría Normal.

Provisión Específica

Las provisiones específicas son aquellas que se constituyen sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos de deudores a los que se ha clasificado en una categoría de mayor riesgo que la categoría Normal.

Tasas de Provisiones

Las tasas mínimas de provisiones genéricas que las empresas deben constituir sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos, clasificados en categoría Normal son las siguientes:

Tabla 6
Tasas mínimas de provisiones genérica por tipo de crédito

Tipo de crédito	Tasas de provisiones
Créditos corporativos	0.70%
Créditos a grandes	0.70%
Créditos a medianas empresas	1.00%
Créditos a pequeñas empresas	1.00%
Créditos a microempresas	1.00%
Créditos de consumo revolvente	1.00%
Créditos de consumo no revolvente	1.00%
Créditos hipotecarios para vivienda	0.70%

Nota: Recuperado de Resolución SBS N° 11356 – 2008 - Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones.

Asimismo, las tasas mínimas de provisiones específicas que las empresas deben constituir sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos, de deudores clasificados en una categoría de mayor riesgo que la Normal son las siguientes:

Tabla 7
Tasas mínimas de provisiones específicas por categoría de riesgo

Categoría de riesgo	Tabla 1 Sin garantías preferidas	Tabla 2 Con garantías preferidas	Tabla 3 Garantías Preferidas de Rápida Realización
CPP	5.00%	2.50%	1.25%
Deficiente	25.00%	12.50%	6.25%
Dudoso	60.00%	30.00%	15.00%
Pérdida	100.00%	60.00%	30.00%

Nota: Recuperado de Resolución SBS N° 11356 – 2008 - Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones.

Como se precisa en la tabla N° 7, las provisiones específicas se calculan aplicando las tasas porcentuales, según el tipo de garantía que respalda el crédito, (Tabla 1 - Sin garantías preferidas, Tabla 2- con garantías preferidas y Tabla 3 - garantías preferidas de rápida realización).

Modificaciones al Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y Exigencia de Provisiones

Mediante la Resolución SBS N° 808-2003 del 28 de mayo del 2003 y sus modificatorias, se aprobó el Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones, sin embargo, siendo la actividad crediticia de las empresas del sistema financiero una de las actividades fundamentales que impulsan el crecimiento económico, resultó necesario introducir modificaciones a este Reglamento, con la finalidad de ajustar prudencialmente algunos parámetros que permitieran una mayor dinámica en el sector financiero, sin perjuicio de su seguridad y transparencia. Por ello, con la Resolución SBS N° 11356 - 2008 de fecha 19 de noviembre de 2008, se aprobó el nuevo Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones.

El nuevo reglamento ingresó en vigencia a partir del 01 de enero de 2010, fecha a partir de la cual quedó sin efecto el Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y las exigencias de Provisiones aprobado mediante Resolución SBS N° 808-2003 y sus modificatorias.

Tabla 8
Última versión Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y Exigencia de Provisiones

Número de norma	Versión	Sumilla	Tipo	Estado	Fecha Publicación
Resolución SBS N° 11356-2008 (v 2.0)	v6.0	Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y Exigencia de Provisiones	Resolución	Vigente	21/11/2008

Nota: Recuperado de

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

Tabla 9
Modificaciones al Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y Exigencia de Provisiones

Norma Modificada	Acción	Norma que modifica			Versión actual
		Número	Tipo	Estado Actual	Fecha de ejecución de la acción
Resolución SBS N° 11356-2008 (v 2.0)	Modificada por	Resolución SBS N° 1782 – 2015 (v 1.0)	Resolución	Vigente	22/03/2015
Resolución SBS N° 11356-2008 (v 3.0)	Modificada por	Resolución SBS N° 3716 – 2016 (v 1.0)	Resolución	Vigente	01/09/2016
Resolución SBS N° 11356-2008 (v 1.0)	Modificada por	Resolución SBS N° 1465 – 2015 (v 1.0)	Resolución	Vigente	01/05/2015
Resolución SBS N° 11356-2008 (v 4.0)	Modificada por	Resolución SBS N° 5570 – 2019 (v 1.0)	Resolución	Vigente	01/01/2020
Resolución SBS N° 11356-2008 (v 4.0)	Modificada por	Resolución SBS N° 5570 – 2019 (v 1.0)	Resolución	Vigente	26/05/2020

Nota: Recuperado de

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

El cambio fundamental entre la Resolución SBS N° 808-2003 versus la Resolución SBS N° 11356-2008 y sus modificatorias, radican en que la primera resolución fue emitida con base en Basilea I y segunda se elaboró con base en Basilea II.

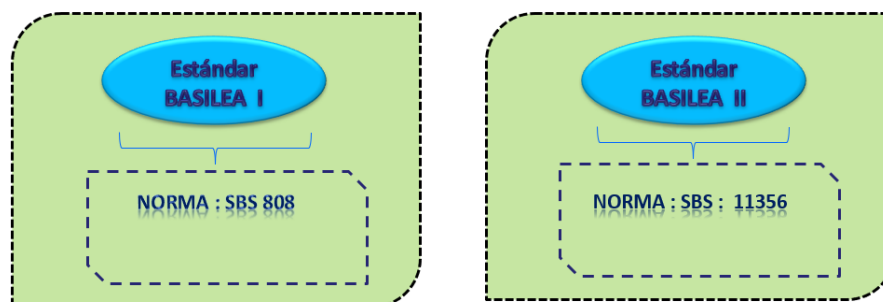


Figura 13. Comparación Basilea I versus Basilea II – Provisiones (Pérdida Esperada)

Mediante Resolución N° 11356 – 2008 se definió 08 tipo de créditos: Créditos corporativos, Créditos a grandes empresas, Créditos a medianas empresas, pequeñas empresas, créditos a microempresas, créditos de consumo revolvente, Créditos de consumo no – revolventes, Créditos hipotecarios para vivienda.

Tabla 10

Tipo de crédito según Resolución N° 808-2003 vs Resolución N° 11356 – 2008

Resolución N° 808 -2003	Resolución N° 11356-2008
	1. Créditos Corporativos
	2. Créditos a Grandes Empresas
1. Créditos Comerciales	3. Créditos a Medianas Empresas
2. Créditos Mes	4. Créditos a Pequeñas Empresas
3. Créditos Consumo	5. Créditos a Microempresa
4. Créditos Hipotecarios para vivienda	6. Créditos Consumo Revolvente
	7. Créditos de Consumo no-revolvente
	8. Créditos hipotecarios para vivienda

Nota: Elaboración: Propia

Asimismo, también se modificó los días de atraso para para definir la categoría de riesgo (potencial y deficiente) para los créditos hipotecarios.

Tabla 11

Categorías de Clasificación Crediticia del deudor por días de atraso

Categoría	Resolución SBS N° 808 -2003					
	Comerciales		Mes y Consumo		Hipotecario	
	Días de mora		Días de mora		Días de mora	
Normal	0	8	0	8	0	30
Potencial	9	60	9	30	31	90
Deficiente	61	120	31	60	91	120
Dudoso	121	365	61	120	121	365

Pérdida	366	a más	121	a más	366	a más
---------	-----	-------	-----	-------	-----	-------

Nota: Recuperado de Resolución SBS N° 808 – 2003 - Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones.

Tabla 12
Categorías de Clasificación Crediticia del deudor por días de atraso

Resolución SBS N° 11356 -2008						
Categoría	Créditos Corporativos/Créditos a Grandes Empresas/ Créditos a Medianas Empresas		Créditos a Pequeña Empresas/Créditos a Microempresas/Créditos de Consumo Revolventes/Créditos de Consumo No Revolventes		Créditos Hipotecario de Vivienda	
	Normal	0	8	0	8	0
Potencial	9	60	9	30	31	60
Deficiente	61	120	31	60	61	120
Dudoso	121	365	61	120	121	365
Pérdida	366	a más	121	a más	366	a más

Nota: Recuperado de Resolución SBS N° 11356 – 2008 - Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones.

Tabla 13
Tipo de provisiones según Resolución N° 808-2003 vs Resolución N° 11356 – 2008

Resolución N° 808 -2003	Resolución N° 11356-2008
Provisiones Genéricas	Provisiones Genéricas
Provisiones Específicas	Provisiones Específicas
	Provisiones Procíclicas

Nota: Elaboración: Propia

Cálculo de Provisiones (Anexo SBS N° 5)

Para el cálculo de las provisiones, la SBS exige la elaboración del Anexo SBS N° 5. Como podemos observar, la construcción del Anexo SBS N°5 se basa en dividir la cartera en los 8 tipos establecidos en la Resolución N°11356-2008 y modificatorias (Corporativos, Grandes Empresas, Medianas Empresas, Pequeñas Empresas, Microempresas, Consumo Revolvente, Consumo No Revolvente e Hipotecario para Vivienda). Asimismo, cada uno de estos tipos de cartera son segmentados por la Calificación de Riesgos (Normal, CPP, Deficiente, Dudoso y Pérdida).

**ANEXO N° 5
INFORME DE CLASIFICACIÓN DE DEUDORES Y PROVISIONES**

EMPRESA:

vigente a partir de setiembre 2016
CÓDIGO:

AL DE DE
(En miles de nuevos soles)

INFORME DE CLASIFICACIÓN DE LOS DEUDORES DE LA CARTERA DE CRÉDITOS DIRECTOS E INDIRECTOS

A.- MONTO TOTAL DE LOS CRÉDITOS DIRECTOS E INDIRECTOS 1/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	A1	A10	A19	A28	A37	A46=A1+A10+A19+A28+A37
Grandes empresas	A2	A11	A20	A29	A38	A47=A2+A11+A20+A29+A38
Medianas empresas	A3	A12	A21	A30	A39	A48=A3+A12+A21+A30+A39
Pequeñas empresas	A4	A13	A22	A31	A40	A49=A4+A13+A22+A31+A40
Microempresas	A5	A14	A23	A32	A41	A50=A5+A14+A23+A32+A41
Consumo revolving	A6	A15	A24	A33	A42	A51=A6+A15+A24+A33+A42
Consumo no revolving	A7	A16	A25	A34	A43	A52=A7+A16+A25+A34+A43
Hipotecario para Vivienda	A8	A17	A26	A35	A44	A53=A8+A17+A26+A35+A44
Total	A9=suma(A1-A8)	A18=suma(A10-A17)	A27=suma(A19-A26)	A36=suma(A28-A35)	A45=suma(A37-A44)	A54=A9-A18-A27-A36-A45
A'- MONTO DE LOS CRÉDITOS DIRECTOS Y EL EQUIVALENTE A RIESGO CREDITIVO DE LOS CRÉDITOS INDIRECTOS 2/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	A1	A10	A19	A28	A37	A46=A1+A10+A19+A28+A37
Grandes empresas	A2	A11	A20	A29	A38	A47=A2+A11+A20+A29+A38
Medianas empresas	A3	A12	A21	A30	A39	A48=A3+A12+A21+A30+A39
Pequeñas empresas	A4	A13	A22	A31	A40	A49=A4+A13+A22+A31+A40
Microempresas	A5	A14	A23	A32	A41	A50=A5+A14+A23+A32+A41
Consumo revolving	A6	A15	A24	A33	A42	A51=A6+A15+A24+A33+A42
Consumo no revolving	A7	A16	A25	A34	A43	A52=A7+A16+A25+A34+A43
Hipotecario para Vivienda	A8	A17	A26	A35	A44	A53=A8+A17+A26+A35+A44
Total	A9=suma(A1-A8)	A18=suma(A10-A17)	A27=suma(A19-A26)	A36=suma(A28-A35)	A45=suma(A37-A44)	A54=A9-A18-A27-A36-A45
B.- NUMERO DE DEUDORES 3/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	B1	B10	B19	B28	B37	B46=B1+B10+B19+B28+B37
Grandes empresas	B2	B11	B20	B29	B38	B47=B2+B11+B20+B29+B38
Medianas empresas	B3	B12	B21	B30	B39	B48=B3+B12+B21+B30+B39
Pequeñas empresas	B4	B13	B22	B31	B40	B49=B4+B13+B22+B31+B40
Microempresas	B5	B14	B23	B32	B41	B50=B5+B14+B23+B32+B41
Consumo revolving	B6	B15	B24	B33	B42	B51=B6+B15+B24+B33+B42
Consumo no revolving	B7	B16	B25	B34	B43	B52=B7+B16+B25+B34+B43
Hipotecario para Vivienda	B8	B17	B26	B35	B44	B53=B8+B17+B26+B35+B44
Total 4/	B9	B18	B27	B36	B45	B54=B9-B18-B27-B36-B45
C.- MONTO DE LOS CRÉDITOS DIRECTOS Y EL EQUIVALENTE A RIESGO CREDITIVO DE LOS CRÉDITOS INDIRECTOS CON SUSTITUCIÓN DE CONTRAPARTE CREDITICIA - ANTES DE LA SUSTITUCIÓN 5/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	C1	C10	C19	C28	C37	C46=C1+C10+C19+C28+C37
Grandes empresas	C2	C11	C20	C29	C38	C47=C2+C11+C20+C29+C38
Medianas empresas	C3	C12	C21	C30	C39	C48=C3+C12+C21+C30+C39
Pequeñas empresas	C4	C13	C22	C31	C40	C49=C4+C13+C22+C31+C40
Microempresas	C5	C14	C23	C32	C41	C50=C5+C14+C23+C32+C41
Consumo revolving	C6	C15	C24	C33	C42	C51=C6+C15+C24+C33+C42
Consumo no revolving	C7	C16	C25	C34	C43	C52=C7+C16+C25+C34+C43
Hipotecario para Vivienda	C8	C17	C26	C35	C44	C53=C8+C17+C26+C35+C44
Total	C9	C18	C27	C36	C45	C54=C9-C18-C27-C36-C45
C'- MONTO DE LOS CRÉDITOS DIRECTOS Y EL EQUIVALENTE A RIESGO CREDITIVO DE LOS CRÉDITOS INDIRECTOS CON SUSTITUCIÓN DE CONTRAPARTE CREDITICIA - DESPUÉS DE LA SUSTITUCIÓN 6/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	C1	C4	C7	C10	C13	C16=C1+C4+C7+C10+C13
Grandes empresas	C2	C5	C8	C11	C14	C17=C2+C5+C8+C11+C14
Medianas empresas						
Pequeñas empresas						
Microempresas						
Consumo revolving						
Consumo no revolving						
Hipotecario para Vivienda						
Total	C3=C1+C2	C6=C4+C5	C9=C7+C8	C12=C10+C11	C15=C13+C14	C18=C3-C6-C9-C12-C15=C54
D.- MONTO DE LOS CRÉDITOS DIRECTOS Y EL EQUIVALENTE A RIESGO CREDITIVO DE LOS CRÉDITOS INDIRECTOS QUE CUENTAN CON GARANTÍAS PREFERIDAS AUTOLÍQUIDABLES 6/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	D1	D10	D19	D28	D37	D46=D1+D10+D19+D28+D37
Grandes empresas	D2	D11	D20	D29	D38	D47=D2+D11+D20+D29+D38
Medianas empresas	D3	D12	D21	D30	D39	D48=D3+D12+D21+D30+D39
Pequeñas empresas	D4	D13	D22	D31	D40	D49=D4+D13+D22+D31+D40
Microempresas	D5	D14	D23	D32	D41	D50=D5+D14+D23+D32+D41
Consumo revolving	D6	D15	D24	D33	D42	D51=D6+D15+D24+D33+D42
Consumo no revolving	D7	D16	D25	D34	D43	D52=D7+D16+D25+D34+D43
Hipotecario para Vivienda	D8	D17	D26	D35	D44	D53=D8+D17+D26+D35+D44
Total	D9=suma(D1-D8)	D18=suma(D10-D17)	D27=suma(D19-D26)	D36=suma(D28-D35)	D45=suma(D37-D44)	D54=D9-D18-D27-D36-D45
D'- MONTO DE LOS CRÉDITOS QUE CUENTAN CON CONVENIOS ELEGIBLES 7/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Consumo no revolving	D1	D2	D3	D4	D5	D'6=D1+D2+D3+D4+D5
D''- MONTO DE LOS CRÉDITOS ELEGIBLES QUE CUENTAN CON CONVENIOS DE DESCUENTO POR PLANILLA 7/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Consumo no revolving	D'1	D'2	D'3	D'4	D'5	D''6=D'1+D'2+D'3+D'4+D'5
E.- MONTO DE LOS CRÉDITOS DIRECTOS Y EL EQUIVALENTE A RIESGO CREDITIVO DE LOS CRÉDITOS INDIRECTOS QUE CUENTAN CON GARANTÍAS PREFERIDAS DE MUY RÁPIDA REALIZACIÓN 8/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	E1	E8	E15	E22	E29	E36=E1+E8+E15+E22+E29
Grandes empresas	E2	E9	E16	E23	E30	E37=E2+E9+E16+E23+E30
Medianas empresas	E3	E10	E17	E24	E31	E38=E3+E10+E17+E24+E31
Pequeñas empresas	E4	E11	E18	E25	E32	E39=E4+E11+E18+E25+E32
Microempresas	E5	E12	E19	E26	E33	E40=E5+E12+E19+E26+E33
Hipotecario para Vivienda	E6	E13	E20	E27	E34	E41=E6+E13+E20+E27+E34
Total	E7=suma(E1-E6)	E14=suma(E8-E13)	E21=suma(E15-E20)	E28=suma(E22-E27)	E35=suma(E29-E34)	E42=E7+E14+E21+E28+E35
F.- MONTO DE LOS CRÉDITOS DIRECTOS Y EL EQUIVALENTE A RIESGO CREDITIVO DE LOS CRÉDITOS INDIRECTOS QUE CUENTAN CON GARANTÍAS PREFERIDAS 9/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	F1	F10	F19	F28	F37	F46=F1+F10+F19+F28+F37
Grandes empresas	F2	F11	F20	F29	F38	F47=F2+F11+F20+F29+F38
Medianas empresas	F3	F12	F21	F30	F39	F48=F3+F12+F21+F30+F39
Pequeñas empresas	F4	F13	F22	F31	F40	F49=F4+F13+F22+F31+F40
Microempresas	F5	F14	F23	F32	F41	F50=F5+F14+F23+F32+F41
Consumo revolving 10/	F6	F15	F24	F33	F42	F51=F6+F15+F24+F33+F42
Consumo no revolving 10/	F7	F16	F25	F34	F43	F52=F7+F16+F25+F34+F43
Hipotecario para Vivienda	F8	F17	F26	F35	F44	F53=F8+F17+F26+F35+F44
Total	F9=suma(F1-F8)	F18=suma(F10-F17)	F27=suma(F19-F26)	F36=suma(F28-F35)	F45=suma(F37-F44)	F54=F9-F18-F27-F36-F45

G.- MONTO DE LOS CREDITOS HIPOTECARIOS QUE CUENTAN CON COBERTURA DEL FONDO MIVIVIENDA						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Con cobertura del Fondo Mivivienda 11/	G1	G2	G3	G4	G5	G6=G1+G2+G3+G4+G5
H.- MONTO DE LOS CREDITOS DIRECTOS Y EL EQUIVALENTE A RIESGO CREDITICIO DE LOS CREDITOS INDIRECTOS QUE NO CUENTAN CON COBERTURA 12/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	H1	H10	H19	H28	H37	H46=H1+H10+H19+H28+H37
Grandes empresas	H2	H11	H20	H29	H38	H47=H2+H11+H20+H29+H38
Medianas empresas	H3	H12	H21	H30	H39	H48=H3+H12+H21+H30+H39
Pequeñas empresas	H4	H13	H22	H31	H40	H49=H4+H13+H22+H31+H40
Microempresas	H5	H14	H23	H32	H41	H50=H5+H14+H23+H32+H41
Consumo revolvente	H6	H15	H24	H33	H42	H51=H6+H15+H24+H33+H42
Consumo no revolvente	H7	H16	H25	H34	H43	H52=H7+H16+H25+H34+H43
Hipotecario para Vivienda	H8	H17	H26	H35	H44	H53=H8+H17+H26+H35+H44
Total	H9=suma(H1-H8)	H18=suma(H10-H17)	H27=suma(H19-H26)	H36=suma(H28-H35)	H45=suma(H37-H44)	H54=H9+H18+H27+H36+H45
I.- PROVISIONES CONSTITUIDAS 13/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	I1	I10	I19	I28	I37	I46=I1+I10+I19+I28+I37
Grandes empresas	I2	I11	I20	I29	I38	I47=I2+I11+I20+I29+I38
Medianas empresas	I3	I12	I21	I30	I39	I48=I3+I12+I21+I30+I39
Pequeñas empresas	I4	I13	I22	I31	I40	I49=I4+I13+I22+I31+I40
Microempresas	I5	I14	I23	I32	I41	I50=I5+I14+I23+I32+I41
Consumo revolvente	I6	I15	I24	I33	I42	I51=I6+I15+I24+I33+I42
Consumo no revolvente	I7	I16	I25	I34	I43	I52=I7+I16+I25+I34+I43
Hipotecario para Vivienda	I8	I17	I26	I35	I44	I53=I8+I17+I26+I35+I44
Total	I9=suma(I1-I8)	I18=suma(I10-I17)	I27=suma(I19-I26)	I36=suma(I28-I35)	I45=suma(I37-I44)	I54=I9+I18+I27+I36+I45
J.- PROVISIONES REQUERIDAS 14/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	$J1 = (C1+D1+E1+F1+H1) \cdot 0.7 + X27 + X28$	$C1 \cdot 4.5\% + D1 \cdot 10.1\% + E1 \cdot 8.1\% + F1 \cdot 10.2\% + H1 \cdot 10.5\%$	$C7 \cdot 25\% + D19 \cdot 1\% + E15 \cdot 6.25\% + F19 \cdot 12.5\% + H19 \cdot 25\%$	$C10 \cdot 60\% + D28 \cdot 1\% + E22 \cdot 15\% + F28 \cdot 30\% + H28 \cdot 60\%$	$C13 \cdot 100\% + D37 \cdot 1\% + E29 \cdot 3\% + F37 \cdot 60\% + H37 \cdot 100\%$	J46=J1+J10+J19+J28+J37
Grandes empresas	$J2 = (C2+D2+E2+F2+H2) \cdot 0.7 + X29 + X30$	$C2 \cdot 5.5\% + D11 \cdot 11\% + E9 \cdot 1.25\% + F11 \cdot 2.5\% + H11 \cdot 5\%$	$C8 \cdot 25\% + D20 \cdot 1\% + E16 \cdot 6.25\% + F20 \cdot 12.5\% + H20 \cdot 25\%$	$C11 \cdot 60\% + D29 \cdot 1\% + E23 \cdot 15\% + F29 \cdot 30\% + H29 \cdot 60\%$	$C14 \cdot 100\% + D38 \cdot 1\% + E30 \cdot 3\% + F38 \cdot 60\% + H38 \cdot 100\%$	J47=J2+J11+J20+J29+J38
Medianas empresas	$J3 = (D3+E3+F3+H3) \cdot 1.0\% + X31$	$F12 \cdot 2.5\% + H12 \cdot 5\%$	$J21 = D21 \cdot 1\% + E17 \cdot 6.25\% + F21 \cdot 12.5\% + H21 \cdot 25\%$	$J30 = D30 \cdot 1\% + E24 \cdot 15\% + F30 \cdot 30\% + H30 \cdot 60\%$	$J39 = D39 \cdot 1\% + E31 \cdot 30\% + F39 \cdot 60\% + H39 \cdot 100\%$	J48=J3+J12+J21+J30+J39
Pequeñas empresas	$J4 = (D4+E4+F4+H4) \cdot 1.0\% + X32$	$F13 \cdot 2.5\% + H13 \cdot 5\%$	$J22 = D22 \cdot 1\% + E18 \cdot 6.25\% + F22 \cdot 12.5\% + H22 \cdot 25\%$	$J31 = D31 \cdot 1\% + E25 \cdot 15\% + F31 \cdot 30\% + H31 \cdot 60\%$	$J40 = D40 \cdot 1\% + E32 \cdot 30\% + F40 \cdot 60\% + H40 \cdot 100\%$	J49=J4+J13+J22+J31+J40
Microempresas	$J5 = (D5+E5+F5+H5) \cdot 1.0\% + X33$	$F14 \cdot 2.5\% + H14 \cdot 5\%$	$J23 = D23 \cdot 1\% + E19 \cdot 6.25\% + F23 \cdot 12.5\% + H23 \cdot 25\%$	$J32 = D32 \cdot 1\% + E26 \cdot 15\% + F32 \cdot 30\% + H32 \cdot 60\%$	$J41 = D41 \cdot 1\% + E33 \cdot 30\% + F41 \cdot 60\% + H41 \cdot 100\%$	J50=J5+J14+J23+J32+J41
Consumo revolvente	$J6 = (D6+E6+F6+H6) \cdot 1.0\% + X34$	$J15 = D15 \cdot 1\% + F15 \cdot 2.5\% + H15 \cdot 5\%$	$J24 = D24 \cdot 1\% + F24 \cdot 12.5\% + H24 \cdot 25\%$	$J33 = D33 \cdot 1\% + F33 \cdot 30\% + H33 \cdot 60\%$	$J42 = D42 \cdot 1\% + F42 \cdot 60\% + H42 \cdot 100\%$	J51=J6+J15+J24+J33+J42
Consumo no-revolvente	$J7 = (D7+D1+D1+F7+H7) \cdot 1.0\% + X35 + X36$	$J16 = D16 \cdot 1\% + D1 \cdot 21 \cdot 2.5\% + F16 \cdot 2.5\% + D2 \cdot H16 \cdot 5\%$	$J25 = D25 \cdot 1\% + D3 \cdot 3 \cdot 6.25\% + F25 \cdot 12.5\% + D3 \cdot H25 \cdot 25\%$	$J34 = D34 \cdot 1\% + D4 \cdot 15\% + F34 \cdot 30\% + D4 \cdot H34 \cdot 60\%$	$J43 = D43 \cdot 1\% + D5 \cdot 30\% + F43 \cdot 60\% + D5 \cdot H43 \cdot 100\%$	J52=J7+J16+J25+J34+J43
Hipotecario para Vivienda	$J8 = (D8+E8+F8+H8) \cdot 0.7\% + X37 + X38$	$J17 = D17 \cdot 1\% + E13 \cdot 1 \cdot 2.5\% + F17 \cdot 2.5\% + H17 \cdot 5\%$	$J26 = D26 \cdot 1\% + E20 \cdot 6.25\% + F26 \cdot 12.5\% + H26 \cdot 25\%$	$J35 = D35 \cdot 1\% + E27 \cdot 15\% + F35 \cdot 30\% + H35 \cdot 60\%$	$J44 = D44 \cdot 1\% + E34 \cdot 30\% + F44 \cdot 60\% + H44 \cdot 100\%$	J53=J8+J17+J26+J35+J44
Total	J9=suma(J1-J8)	J18=suma(J10-J17)	J27=suma(J19-J26)	J36=suma(J28-J35)	J45=suma(J37-J44)	J54=J9+J18+J27+J36+J45
K.- SUPERÁVIT (DÉFICIT) DE PROVISIONES 15/						
	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida	Total
Corporativos	K1=I1-J1	K10=I10-J10	K19=I19-J19	K28=I28-J28	K37=I37-J37	K46=K1+K10+K19+K28+K37
Grandes empresas	K2=I2-J2	K11=I11-J11	K20=I20-J20	K29=I29-J29	K38=I38-J38	K47=K2+K11+K20+K29+K38
Medianas empresas	K3=I3-J3	K12=I12-J12	K21=I21-J21	K30=I30-J30	K39=I39-J39	K48=K3+K12+K21+K30+K39
Pequeñas empresas	K4=I4-J4	K13=I13-J13	K22=I22-J22	K31=I31-J31	K40=I40-J40	K49=K4+K13+K22+K31+K40
Microempresas	K5=I5-J5	K14=I14-J14	K23=I23-J23	K32=I32-J32	K41=I41-J41	K50=K5+K14+K23+K32+K41
Consumo revolvente	K6=I6-J6	K15=I15-J15	K24=I24-J24	K33=I33-J33	K42=I42-J42	K51=K6+K15+K24+K33+K42
Consumo no revolvente	K7=I7-J7	K16=I16-J16	K25=I25-J25	K34=I34-J34	K43=I43-J43	K52=K7+K16+K25+K34+K43
Hipotecario para Vivienda	K8=I8-J8	K17=I17-J17	K26=I26-J26	K35=I35-J35	K44=I44-J44	K53=K8+K17+K26+K35+K44
Total	K9=suma(K1-K8)	K18=suma(K10-K17)	K27=suma(K19-K26)	K36=suma(K28-K35)	K45=suma(K37-K44)	K54=K9+K18+K27+K36+K45

- El Reporte N° 2-A1 y notas metodológicas fueron incorporados por la Resolución SBS N° 14354-2009 del 30.10.2009, vigente a partir de julio 2010 y posteriormente modificado por la Resolución SBS N° 1445-2010 del 30.10.2009 vigente a partir de julio 2010.
- Posteriormente el formato del Reporte 2-A1 fue sustituido mediante la Resolución SBS N° 1309-2013 del 15.02.2013 a partir de la información del mes de setiembre 2013, y se modificaron sus notas mediante la citada resolución.
- Posteriormente, modificado el Reporte 2-B1 mediante la Resolución SBS. N° 6231-2015 del 14.10.2015, vigente a partir de la información de enero de 2016. Posteriormente, mediante la Resolución SBS N° 9075-2016 del 24.02.2016 se modifica el Reporte 2-A1 vigente a partir de julio 2016.
- Posteriormente, mediante la Resolución SBS N° 9075-2016 del 24.02.2016 se modifica el Reporte 2-A1 vigente a partir de julio 2016. Posteriormente, mediante la Resolución SBS N° 3593-2017-2016 del 13.09.2017 se modifica el Reporte 2-A1 y sus notas metodológicas, vigente a partir de octubre 2017.
- Posteriormente, modificado a través de la Resolución SBS N° 4838 – 2019 del 17.10.2019 vigente a partir de la remisión de la información de noviembre del 2019.

En resumen, este Reporte SBS N° 2 A1, clasifica 16 tipos de Exposiciones:

- ✓ Soberanas
- ✓ Entidades del Sector Público
- ✓ Bancos Multilaterales de Desarrollo
- ✓ Empresas del Sistema Financiero
- ✓ Intermediario de Valores
- ✓ Créditos Hipotecarios para Vivienda
- ✓ Consumo No Revolvente
- ✓ Consumo Revolvente
- ✓ Corporativas
- ✓ Grandes Empresas
- ✓ Medianas Empresas
- ✓ Pequeñas Empresas
- ✓ Microempresas
- ✓ Accionariales
- ✓ Derivados Crediticios
- ✓ Otras

Cada una de estas Exposiciones, tiene diferentes ponderaciones de riesgos, siguiendo la metodología recomendada por Basilea. En cada fila ponderada de cada exposición se sigue un cálculo secuencial que va de izquierda a derecha, que incluyen ajustes por derivados, contrapartes, garantías, volatilidad, entradas y salidas, entre otras consideraciones.

Finalmente se llega a la columna “Total Exposiciones Ajustadas ponderadas por riesgo de crédito” (TEAPRC), la cual se suma para todas las exposiciones ponderadas. Finalmente, para calcular el requerimiento de patrimonio (capital) por riesgo de crédito, debemos multiplicar el TEAPRC*limite global legal.

2.2.4. Metodologías de estimación de la Pérdida Esperada y Pérdida Inesperada por Riesgo de Crédito

2.2.4.1. Fórmula Fundamental y Parámetros Principales

Como mencionamos en las secciones previas las fórmulas básicas de Pérdida Esperada y Pérdida Inesperada son las siguientes:

$$\text{Pérdida Esperada (PE)} = \text{EAD} \times \text{PD} \times \text{LGD}$$

$$\text{Pérdida Inesperada (PI)} = \sqrt{\text{PE} \times (\text{EAD} \times \text{LGD} - \text{PE})}$$

Estas fórmulas constituyen el fundamento básico para la medición del Riesgo de Crédito en las Instituciones Financieras y los parámetros vitales para esta medición son: La Exposición del Activo (EAD), Pérdida dado el incumplimiento o Severidad (LGD) y la Probabilidad de Incumplimiento (PD).

Una fórmula alternativa, de acuerdo con Schroeck (2002, Cap 5, 170-186) para la PI es la siguiente

$$\text{Pérdida Inesperada (PI)} = \text{EAD} \times \sqrt{\text{PD} \times \sigma_{\text{LGD}}^2 + \text{LGD}^2 \times \sigma_{\text{PD}}^2}$$

La diferencia con la anterior es que incorpora las “desviaciones estándar” tanto para la LGD como para la PD, con lo cual la hace más potente para un modelo interno de comportamiento.

La pérdida esperada de un portafolio de activos crediticios representa el monto de capital que podría perder una institución, como resultado de la exposición al riesgo de crédito, para un horizonte de tiempo dado, Wilson (1997).

Las pérdidas resultantes de cambios en la calidad de la cartera de los créditos más allá de lo esperado (pérdida esperada) se denominan pérdidas no esperadas o inesperadas.

La probabilidad de incumplimiento o de default (PD) es un elemento importante en la evaluación del riesgo de crédito y se define como Probabilidad de que la contrapartida no haga frente a sus obligaciones contractuales. (Samaniego, 2007, p.23)

La variable incumplimiento depende, a su vez de los siguientes factores:

- Definición del incumplimiento
- Calidad crediticia de la contraparte
- Ciclo económico
- Condiciones del mercado (tipo de interés)

La probabilidad de incumplimiento se define como:

$$PD_t = \frac{\sum_{n=0}^4 RIt * Dt}{\sum_{n=0}^4 Dt}$$

Donde:

PD_t: Probabilidad de incumplimiento en el periodo t

R_t: Ratio de incumplimiento en el periodo t

D_t: Saldo de Cartera en el periodo t

Exposición del Activo (EAD), es valor de mercado de los derechos frente a una contrapartida en el momento de incumplimiento. (Samaniego, 2007, p.25)

Es una variable que depende:

- Del instrumento (préstamo, derivados, líneas de financiación)
- Del tiempo
- De las condiciones de mercado (tipo de interés)
- De la calidad crediticia de la contrapartida

Severidad o Pérdida dado el Incumplimiento (LGD), es el porcentaje de pérdida que, debido al incumplimiento y tras el proceso de recuperación, finalmente se produce. (Samaniego, 2007, p.26). Es también definida como $LGD = 1 - REC$, es decir 1 menos la tasa de recuperación.

Moody's define el LGD, como el porcentaje sobre el valor nominal que obtiene finalmente el obligacionista. Es una variable aleatoria que depende de los siguientes factores:

- Costes de recuperación actualizados
- Cantidad finalmente recuperada
- Duración del periodo de recuperación
- Tipo de interés para la actualización.
- Definición de incumplimiento
- Calidad crediticia de la contraparte
- Ciclo económico
- Condiciones de mercado
- Existencia de garantías y colaterales

Es importante enfatizar que de los 03 parámetros que componen el cálculo de las pérdidas, la PD es la que más atención tiene en cuanto al desarrollo de metodologías para calcularla, puesto que cuanto más precisos y eficientes podamos ser con respecto a la estimación de la probabilidad de impago, mejor será nuestro pronóstico de la pérdida esperada y por tanto del cálculo de las provisiones que debe requerir una Institución Financiera. Como ya

mencionamos, si tenemos bien calculado la pérdida esperada entonces podemos deducir la pérdida inesperada o requerimiento de capital.

Otra forma de decir podría ser que la pérdida esperada es la cantidad de efectivo que una Institución Financiera estaría obligada a separar de sus ingresos en forma de provisiones.

Desde un punto de vista gráfico la distribución de probabilidad de pérdidas de las ecuaciones antes señaladas sería la siguiente:

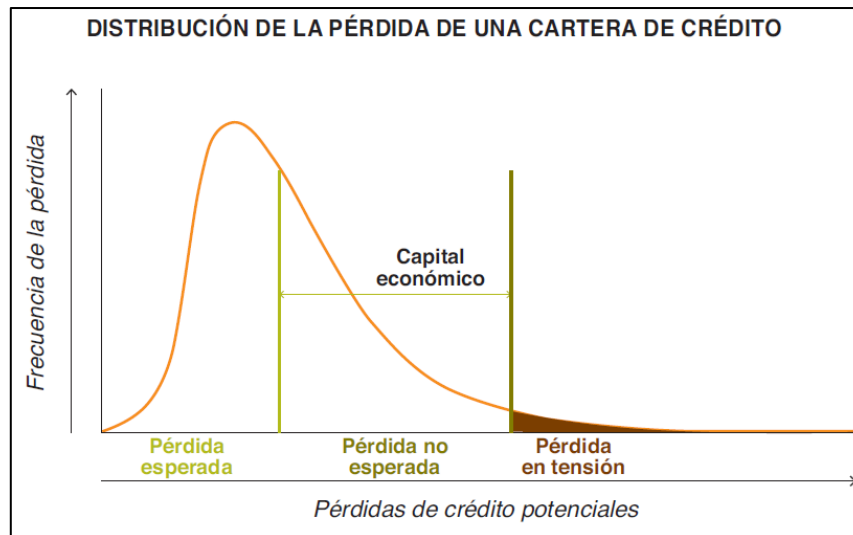


Figura 16. Distribución de la Pérdida de una Cartera de Crédito

2.2.4.2. Metodologías para la estimación de probabilidad de incumplimiento

El elemento más importante en la estimación de la pérdida esperada es la probabilidad de incumplimiento. Existen diferentes metodologías para calcular la probabilidad de incumplimiento, a la que se encuentran expuestos los activos crediticios de una institución financiera, el principal problema que enfrenta una institución para elegir la metodología es la disponibilidad y calidad de la información con la que cuenta la institución. (Samaniego, 2007).

Por lo revisado en Lara (2008) y Caballo (2013), podemos resumir y categorizar las diversas metodologías que han sido aplicadas con el propósito de estimar la probabilidad de incumplimiento:

- **Modelos econométricos:**

- **Análisis Discriminante – Regresión Lineal Múltiple**

Tiene dos objetivos: separar o discriminar elementos en dos o más grupos mediante una función que es una combinación lineal de las variables que mejor discrimina entre grupos y, por otro lado, predecir o asignar un elemento en uno de varios grupos previamente definidos. No es posible utilizar variables cualitativas, puesto que el requisito en el análisis discriminante es que las variables discriminantes puedan modelarse estadísticamente como variables con distribución normal. Si se

introducen variables cualitativas se asume el riesgo de que las funciones discriminantes no sean óptimas.

- **Modelos Logit/Probit**

Se utilizan cuando se tiene una variable dependiente o de respuesta binaria, en la cual se supone que solo asume dos valores posibles. Este tipo de análisis corresponde a los llamados modelos de regresión de respuesta cualitativa, en los que el objetivo es estimar la probabilidad de ocurrencia de una decisión, un suceso, etc. Ello conlleva, en general, a la estimación de probabilidades de pertenencia o no a una determinada clase –variable cualitativa–. La variable dependiente en estos modelos es dicotómica, de forma que se denominará “1” al suceso consistente en pertenecer a la clase o categoría estudiada y “0” al suceso consistente en no pertenecer a dicha categoría.

Estos modelos suponen una relación lineal entre la variable dependiente y las independientes, por lo tanto, esta metodología permite identificar y cuantificar los efectos de los determinantes de la probabilidad de incumplimiento tanto para estimar como para pronosticar la misma.

El modelo Probit garantiza que las probabilidades estimadas se encuentren en el intervalo (0,1) y cuya relación guardan éstas con el vector de atributos es no lineal y se basa en la función de distribución acumulativa normal. Una alternativa para la estimación de modelos de elección binaria es el modelo Logit, en este caso, se supone que la función de distribución acumulada en la que se basa es la función Logística.

Este tipo de modelos no es posible estimarlos por el método tradicional de mínimos cuadrados debidos a la no-linealidad del modelo. Uno de los métodos más utilizados para la estimación es la máxima verosimilitud.

Estos modelos tienen la ventaja de incorporar varias variables que tengan peso significativo en la determinación de la pérdida esperada a partir de probabilidades de incumplimiento.

- **Algoritmo de particiones iterativas (RPA)**

Esta técnica, al igual que los métodos Logit y Probit, no está sujeta a algunas de las restricciones del análisis discriminante, como son la normalidad de la distribución de probabilidad y la homocedasticidad de las variables explicativas. Con esta técnica se puede clasificar a las empresas o sujetos como fracasados o no, utilizando cada variable explicativa de manera individual, obteniendo así diferentes clasificaciones de empresas o sujetos, basadas en el desarrollo de un árbol de clasificaciones binarias. Respecto de sus limitaciones como técnica, conviene precisar que una de sus

deficiencias es que no permite hacer comparaciones entre empresas o sujetos que acaban siendo clasificadas en el mismo grupo.

- **Modelo KMV y Moody's:**

Aplica la teoría de opciones para determinar probabilidades de incumplimiento y la valuación del préstamo. Este modelo se basa en que es posible simular el comportamiento de un crédito mediante una opción put y las acciones como una opción call. Es significativamente robusto para entidades que cotizan bolsa de valores, aunque también se aplica a otros tipos de empresas. Este Modelo se le conoce también como "Credit Monitor" (CM).

- **Matrices de Transición:**

Herramienta que se utiliza para obtener la probabilidad de que un crédito con una determinada calificación cambie de calificación durante un periodo en específico, generalmente de un año. A estas probabilidades se les conoce como "migración de calidad de crédito".

- **Técnicas de Inteligencia Artificial:**

- **Redes neuronales:** sistemas de computación que intentan imitar el proceso de aprendizaje humano simulando una red de neuronas interconectadas entre sí. El sistema aprende la relación entre datos de entrada al sistema y datos procesados o de salida, de tal forma que en los eventos donde los datos se encuentren incompletos o sean inconsistentes, el sistema puede tomar una decisión de la misma manera como lo haría un humano experto.
- **Árboles de decisión:** Es una serie de particiones secuenciales del conjunto de datos para maximizar las diferencias de la variable dependiente, mediante un conjunto de condiciones. Los árboles de esta manera pueden servir para: segmentar, estratificar, predecir, reducir datos y variables e identificar interacciones.

A decir de Elizondo (2003, 76), y lo listado anteriormente, son muchas las metodologías que han sido utilizadas para medir la probabilidad de incumplimiento dentro del análisis de riesgo de crédito, y no existe un consenso con respecto a cuál es la mejor.

La metodología que se elija dependerá de los objetivos del análisis y de manera muy importante de la información con la que se cuente para llevar a cabo el mismo.

La metodología RPA tiene algunas ventajas con respecto al análisis discriminante tradicional, sin embargo, su principal limitación es que no permite cuantificar el efecto de los determinantes de la probabilidad de incumplimiento.

Los modelos Probit/Logit, resuelven esta limitación ya que permiten identificar y cuantificar los efectos de los determinantes de la probabilidad tanto para estimar como para pronosticar la misma.

La metodología de matrices de transición es útil siempre y cuando se cuente con la calificación de los créditos para los cuales se desea estimar las probabilidades de incumplimiento.

Otro aspecto importante para considerar es la definición de incumplimiento, ya que de ésta dependerán los resultados, independientemente de la metodología que se elija.

Un elemento para considerar antes de elegir la metodología para estimar la probabilidad de incumplimiento es el conocimiento profundo de la estructura y composición de las carteras, ya que de éste dependen:

- La identificación de los factores de riesgo
- La identificación y selección de variables relevantes a considerar en el análisis
- La selección de la metodología más adecuada para estimar las probabilidades de incumplimiento.

2.3. Modelo Interno Cálculo de Pérdida Esperada e Inesperada para una Institución de Microfinanzas

Para la presente tesis vamos a utilizar el siguiente modelo interno, que será propuesto para cualquier entidad de microfinanzas, incluyendo la entidad en evaluación en la presente tesis:

$$\text{Pérdida Esperada (PE)} = \text{EAD} \times \text{PD} \times \text{LGD} \quad (\text{I})$$

$$\text{Pérdida Inesperada (PI)} = \text{EaD} \times \sqrt{\text{PD} \times \sigma_{\text{LGD}}^2 + \text{LGD}^2 \times \sigma_{\text{PD}}^2} \quad (\text{II})$$

Donde:

EAD será el saldo contable a la fecha de corte que se establezca para el ejercicio del cálculo PD será la Probabilidad de Incumplimiento. Asimismo, para el cálculo de la Probabilidad de incumplimiento se hará uso de la metodología de matrices de transición, considerando que se cuenta con la calificación de los créditos para los cuales se desea estimar las probabilidades de incumplimiento, calificaciones de crédito establecidas por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, a saber:

- Normal (0)
- CPP – Con Problema Potenciales (1)
- Deficiente (2)
- Dudoso (3)
- Pérdida (4)

LGD será de 55%, es decir (1-tasa de recuperación), donde la tasa de recuperación es de 45%, establecida de manera exógena con base en el expertise.

La Pérdida Esperada será la multiplicación de EAD x PD x LGD (fórmula I), para la fecha de corte que se establezca para el ejercicio del cálculo.

La Pérdida Inesperada será calculado con la fórmula II, con la ayuda de un software estadístico.

Una vez obtenidas las pérdidas esperadas al corte del cálculo del ejercicio, se estimarán la distribución probabilística de pérdidas totales (PE + PI) utilizando Simulación de Montecarlo y el concepto de VaR aplicado a Riesgo de Crédito.

A continuación, se describe las herramientas que serán utilizadas en el modelo interno.

2.3.1. Matrices de Transición para la estimación de la probabilidad de incumplimiento (PD)

La matriz de transición es la principal herramienta para determinar la probabilidad de que un crédito con una calificación determinada cambie de calificación crediticia durante un periodo específico. A esta probabilidad se le conoce como "probabilidad de migración en la calidad de un crédito". (Elizondo, 2003).

Estas matrices representan un elemento importante en la estimación del riesgo de crédito, debido a que proveen la base para estudiar el posible deterioro que pudiera presentar una cartera en el futuro. Dichas matrices miden la probabilidad de migración desde un rating de crédito actual a otro rating en un periodo de tiempo concreto. Esta herramienta es utilizada como parte del análisis de riesgo de crédito cuando se estima la pérdida esperada de una cartera.

Para fin ilustrativo mostramos a continuación un ejemplo de Matriz de Probabilidad de Transición de los rating en Estados Unidos de acuerdo con Standard and Poor (S&P).

Tabla 14
Matriz de Probabilidad de Transición Rating Estados Unidos

%	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	D
AAA	91.35	8.00	0.70	0.10	0.05	0.01	0.01	0.01
AA	0.70	91.03	7.47	0.60	0.10	0.07	0.02	0.01
A	0.10	2.34	91.57	5.08	0.61	0.26	0.01	0.05
BBB	0.00	0.11	5.28	86.71	6.12	1.27	0.23	0.28
BB	0.01	0.11	0.55	7.77	81.77	7.95	0.85	1.00
B	0.00	0.05	0.25	0.45	7.00	83.50	3.75	5.00
CCC	0.00	0.01	0.10	0.30	2.59	12.00	65.00	20.00
D	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00

Nota: Fuente: Agencia Calificadora S&P

En este cuadro ilustrativo observamos, por ejemplo, que la probabilidad de que un cliente AAA mantenga su calificación es 91.35%, y que entre en una calificación D es de 0.01%. Mientras que un acreedor con calificación BBB tiene una probabilidad de deteriorarse de 7.9% (6.12+1.27+0.23+0.28).

Matemáticamente, el procedimiento de matrices de transición puede plantearse como sigue:

Sea X_t el estado en que se encuentra el proceso en el tiempo t , la probabilidad de pasar de un estado i en cierto periodo de tiempo t , a un estado j en el periodo $t+1$, se define como:

$$P_{ij}^{(t,t+1)} = \Pr [X_{t+1} = j | X_t = i] \quad i, j = 0, 1$$

A esta probabilidad se le conoce como la probabilidad de transición en un paso.

Si se supone que $P_{ij}^{(t,t+1)}$ es independiente de t , es decir, es homogénea en el tiempo, las probabilidades de transición en un paso P_{ij} puede representarse en una matriz P , la cual se conoce como matriz de transición.

Para el caso de dos estados, se pueden definir 4 posibles transiciones y la matriz de transición correspondiente sería:

$$P = \begin{bmatrix} P_{00} & P_{01} \\ P_{10} & P_{11} \end{bmatrix}$$

Las probabilidades pueden estimarse utilizando el método de máxima verosimilitud de la siguiente manera:

$$P_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^N (E_{ij}^{n+1})}{\sum_{n=1}^N (E_i^n)}$$

donde:

E_{ij}^{n+1} = es el número de acreditados que pasó del estado i al estado j en periodo $n+1$.

E_i^n = es el número de acreditados que presentaron el estado i en el periodo n .

A partir de esta matriz se obtienen las matrices de transición para n periodos elevando la matriz P a la potencia n .

$$P^n = \begin{bmatrix} P_{00}^n & P_{01}^n \\ P_{10}^n & P_{11}^n \end{bmatrix}$$

Donde P_{ij}^n representa la probabilidad de pasar del estado i al estado j en n periodos.

Las matrices de transición presentan generalmente las siguientes características:

Cada elemento de la diagonal de la matriz, es decir, la probabilidad que un crédito inicialmente calificado i mantenga su calificación en siguiente periodo (probabilidad de permanencia), debe ser mayor a las probabilidades que complementan la fila correspondiente. La probabilidad de que los créditos migren a un estado inmediatamente inferior en calidad suele ser más alta que la probabilidad de que el mismo crédito migre a un estado superior.

Tomando lo establecido en CreditMetrics, para efectos de la estimación insesgada de la matriz de transición, se hace indispensable el supuesto de que los créditos calificados corresponden, efectivamente, al nivel al cual fueron asignados. Esto supone que las instituciones financieras se apegan a la metodología de calificación de créditos y producen una calificación consistente a través del tiempo (J.P. Morgan, 1997).

Interpretación de la Matriz de transición

- La primera columna de la matriz a la izquierda representa la clasificación al inicio del periodo.
- La fila ubicada en la parte superior contiene las mismas escalas de clasificación y representa la clasificación final en el periodo evaluado.
- La diagonal que intercepta a ambas representa el porcentaje de deudores que mantuvieron su clasificación, los valores por debajo de la diagonal representan el porcentaje de deudores que mejoraron su clasificación y los valores por encima representan los deudores que deterioran su clasificación. Es decir, la migración que se puede presentar en la matriz de transición es deterioro, mejora o permanencia.

2.2.2. Valor en Riesgo (VaR) aplicado al Riesgo de Crédito y Simulación Montecarlo

El valor en riesgo o VaR (Value at Risk, por sus siglas en inglés) es un método que surgió para cuantificar la exposición al riesgo de mercado por medio de técnicas estadísticas tradicionales. Su importancia y evolución data de Basilea I (1993), teniendo mayor impulso en 1995, cuando el Comité de Basilea modificó su propuesta sobre riesgo y estuvo de acuerdo en permitir a los Bancos el uso de sus propios modelos internos en lugar del modelo estandarizado y lo habilitó para ciertos Bancos en el cálculo de requerimiento de capital por riesgo de mercado desde 1997. Por ello, como mencionamos anteriormente surgieron desde esa fecha los modelos CreditMetrics (JP Morgan) y CreditRisk (Credit Suisse) de VaR aplicados a Riesgo de Crédito.

Según Elizondo (2005) el VaR es: "El valor en riesgo es una medida estadística que estima la pérdida máxima que podría registrar un portafolio en un intervalo de tiempo y con cierto nivel de probabilidad o confianza.

Conforme a Jorion (2009), podemos decir que el valor en riesgo (VaR) es una medida estadística de riesgo de mercado que estima la pérdida máxima que podría registrar un portafolio en un intervalo de tiempo y con cierto nivel de probabilidad o confianza.

Siendo más específicos, el valor en riesgo (VaR) es un método probabilístico para medir la pérdida potencial de valor de la cartera durante un período de tiempo determinado y para una distribución determinada de los rendimientos históricos. VaR es el monto monetario o porcentaje de pérdida en el valor de la cartera (activo) que será igualado o superado sólo X% del tiempo. En otras palabras, hay una probabilidad de X% de que la pérdida en el valor de la cartera sea igual o mayor que la medida VaR.

VaR se puede calcular para cualquier porcentaje de probabilidad de pérdida y durante cualquier período de tiempo. Un VaR del 1%, 5% y 10% se indicaría como VaR (1%), VaR (5%) y VaR (10%), respectivamente. El gestor de riesgos selecciona la probabilidad de interés del X% y el período de tiempo durante el cual se medirá VaR. Generalmente, el período de tiempo seleccionado (y el que usaremos) es un día.

Un breve ejemplo ayudará a solidificar el concepto VaR. Supongamos que un gestor de riesgos calcula el 5% de VaR diario como \$10,000. El VaR (5%) de \$10,000 indica que hay un 5% de probabilidad de que, en un día dado, la cartera experimente una pérdida de \$10,000 o más. También podríamos decir que hay un 95% de probabilidades de que en un día dado la cartera experimente una pérdida inferior a \$10,000 o una ganancia. Si asumimos además que la pérdida de \$10,000 representa el 8% del valor de la cartera, entonces en un día dado hay un 5% de probabilidad de que la cartera experimente una pérdida de 8% o más, pero hay un 95% de probabilidades de que la pérdida sea inferior al 8% o un porcentaje de ganancia mayor que cero.

Si lo vemos gráficamente lo podemos representar ilustrativamente de la siguiente manera

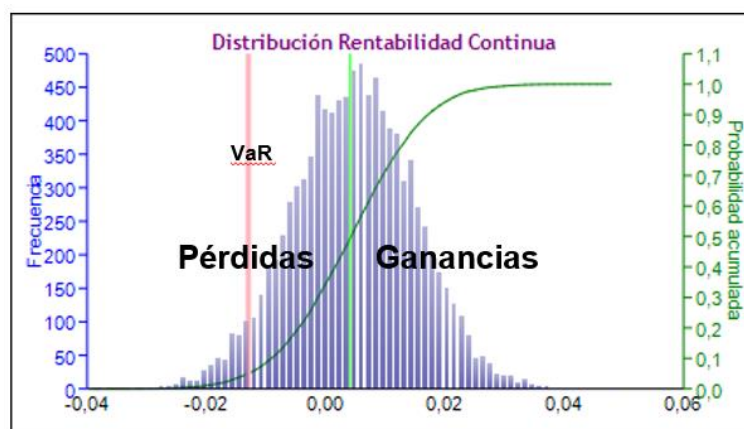


Figura 17. Distribución determinada de los rendimientos históricos.

Fuente. Elaboración Propia- Software Risk Simulator

En la gráfica vemos una distribución de probabilidad (frecuencias – eje Y), del tipo “Normal”, donde el área a la derecha del punto 0 (eje X) representa las ganancias y el área a la izquierda representa las pérdidas. La línea vertical de color naranja representa el punto crítico estadístico llamado VaR, el cual nos va a indicar la probabilidad que la pérdida exceda al VaR (área pequeña a la izquierda de la línea vertical) o bien la probabilidad que la pérdida no exceda al VaR (área grande a la derecha de la línea vertical).

El VaR define el valor de las pérdidas potenciales superior al promedio, que puedan colocar en riesgo a una institución financiera.

El nivel de confianza es otro de los factores determinantes de la medición del VaR. La definición del nivel de confianza dependerá del nivel de riesgo que la entidad financiera está dispuesta a aceptar. El nivel de confianza comprende generalmente en el rango de 95% a 99.9%. Para el análisis se utilizará un nivel de confianza alto del 99.9%, con la finalidad de satisfacer los requerimientos del ente regulador.

De acuerdo con Allen y Coautores (2004, Cap. 2), existen 03 métodos principales para calcular el VaR:

▪ VaR Delta-Normal

El cálculo de VaR delta-normal es un cálculo simple, pero requiere asumir que los rendimientos de activos se ajustan a una distribución normal estándar. Recordemos que una distribución normal estándar se define por dos parámetros, su media ($\mu = 0$) y la desviación estándar ($\sigma = 1$), y es perfectamente simétrica con el 50% de la distribución situada a la derecha de la media y el 50% a la izquierda de la media. La distribución normal estándar y las probabilidades acumulativas se ilustran bajo la siguiente curva.

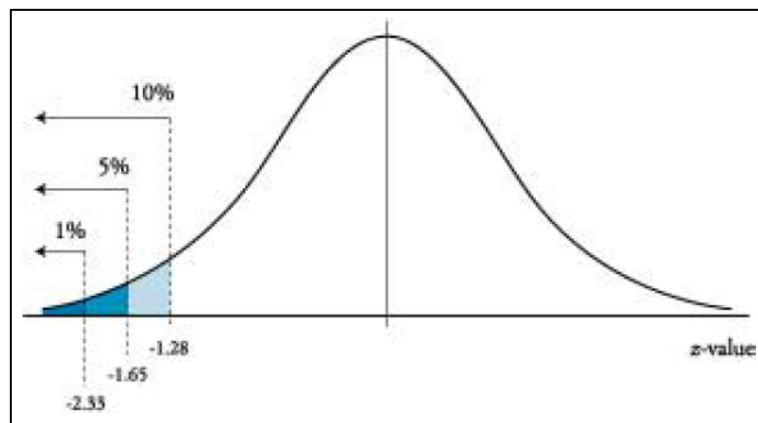


Figura 18. Distribución normal estándar y las probabilidades acumulativas. Fuente.

A partir de la distribución normal estándar y las probabilidades acumulativas, observamos lo siguiente: la probabilidad de observar un valor superior a 1,28 desviaciones estándar por debajo de la media es del 10%; la probabilidad de observar un valor superior a 1,65 desviaciones estándar por debajo de la media es del 5%; y la probabilidad de observar un valor superior a 2,33 desviaciones estándar por debajo de la media es del 1%. Por lo tanto, tenemos valores críticos de z-valores de -1.28 , -1.65 , y -2.33 para 10%, 5%, y 1% probabilidades de cola inferior, respectivamente. Ahora podemos definir el porcentaje de VaR matemáticamente como:

$$\text{VaR (X\%)} = z_{X\%}\sigma$$

Dónde:

VaR (X%) = el valor en riesgo al X% de probabilidad

$z_{X\%}$ = el z-valor crítico basado en la distribución normal y la probabilidad de X% seleccionada

σ = la desviación estándar de los rendimientos diarios sobre una base porcentual

▪ VaR de Simulación Histórica

El método histórico para estimar VaR se conoce a menudo como el método de simulación histórica. La forma más fácil de calcular el VaR diario del 5% usando el método histórico es acumular un número de rendimientos diarios pasados, clasificar los

rendimientos de mayor a menor, e identificar el 5% más bajo de retornos. El más alto de estos más bajos 5% de los rendimientos es el 1 día, 5% VaR.

El siguiente ejemplo puedo ilustrar esto:

Ha acumulado 100 devoluciones diarias para su cartera de \$100,000,000. Después de clasificar los rendimientos de mayor a menor, se identifican los seis rendimientos más bajos:

-0.0011, -0.0019, -0.0025, -0.0034, -0.0096, -0.0101

Calcule el valor diario en riesgo (VaR) con un significado del 5% utilizando el método histórico.

Respuesta:

Los cinco rendimientos más bajos representan la cola 5% más baja de la "distribución" de 100 retornos históricos. El quinto rendimiento más bajo (-0.0019) es el VaR diario del 5%. Diríamos que hay un 5% de probabilidad de una pérdida diaria superior al 0,19%, o \$190,000.

▪ VaR de Simulación Montecarlo

El método Monte Carlo se refiere al uso de software informático para generar cientos, miles o incluso millones de posibles resultados a partir de las distribuciones de probabilidad que ha sido especificada por el usuario como entrada. Por ejemplo, un gestor de cartera podría introducir una distribución de posibles rendimientos de 1 semana para cada uno de los cientos de acciones de una cartera. En cada "ejecución" (el número de corridas es especificado por el usuario), el equipo selecciona una devolución semanal de la distribución de cada acción de posibles rendimientos y calcula un rendimiento de cartera promedio ponderado.

Los varios miles de rendimientos de cartera promedio ponderados formarán naturalmente una distribución, que se aproximará a la distribución normal. Utilizando el retorno esperado de la cartera y la desviación estándar, que forman parte de la salida de Monte Carlo, VaR se calcula de la misma manera que con el método delta-normal.

El siguiente ejemplo puedo ilustrar esto:

Una salida de Monte Carlo especifica el retorno esperado de la cartera de 1 semana y la desviación estándar como 0.00188 y 0.0125, respectivamente. Calcule el VaR de 1 semana con un significado del 1%.

Respuesta:

$$\begin{aligned}
 \text{VaR} &= [\hat{R}_P - (z) (\sigma)] V_P \\
 &= [0.00188 - 2.33 (0.0125)] (\$100,000,000) \\
 &= -0.027245 (\$100,000,000) \\
 &= -\$2,724,500
 \end{aligned}$$

El gerente puede estar 99% seguro de que la pérdida máxima de 1 semana no excederá \$2,724,500. Alternativamente, el gerente podría decir que hay una

probabilidad del 1% de que la pérdida mínima será de \$2,724,500 o más (la cartera perderá al menos \$2,724,500).

Las ventajas del método Monte Carlo incluyen las siguientes:

- ✓ Es el modelo más potente.
- ✓ Puede tener en cuenta los riesgos lineales y no lineales.
- ✓ Puede incluir variaciones de tiempo en el riesgo y correlaciones por el envejecimiento de las posiciones sobre los horizontes elegidos.
- ✓ Es extremadamente flexible y puede incorporar factores de riesgo adicionales fácilmente.
- ✓ Un número casi ilimitado de escenarios puede producir distribuciones bien descritas.

Las desventajas del método Monte Carlo incluyen lo siguiente:

- ✓ Hay un largo tiempo de cálculo a medida que el número de valoraciones aumenta rápidamente.
- ✓ Es caro debido a las habilidades intelectuales y tecnológicas requeridas.
- ✓ Está sujeto al riesgo modelo de los procesos estocásticos elegidos.
- ✓ Está sujeto a variación de muestreo a un número menor de simulaciones.

De acuerdo con De Lara (2008, 183), para medir riesgos de crédito, es decir, pérdidas esperadas en un portafolio con varios activos, surgen dos problemas complejos por resolver. El primer problema está referido a la curva de distribución de probabilidad de los rendimientos de crédito. En riesgos de mercado la distribución se asemeja a lo normal y es relativamente simétrica, por lo que con la media y desviación estándar es posible entender los riesgos y cuantificar el valor en riesgo, mientras que, en riesgo de crédito, los rendimientos del portafolio son sesgados y la curva presenta alta kurtosis en la cola izquierda; por tanto, no bastan la media y la desviación estándar para entender la distribución de probabilidad. A continuación, se presenta gráficamente esta diferencia fundamental.

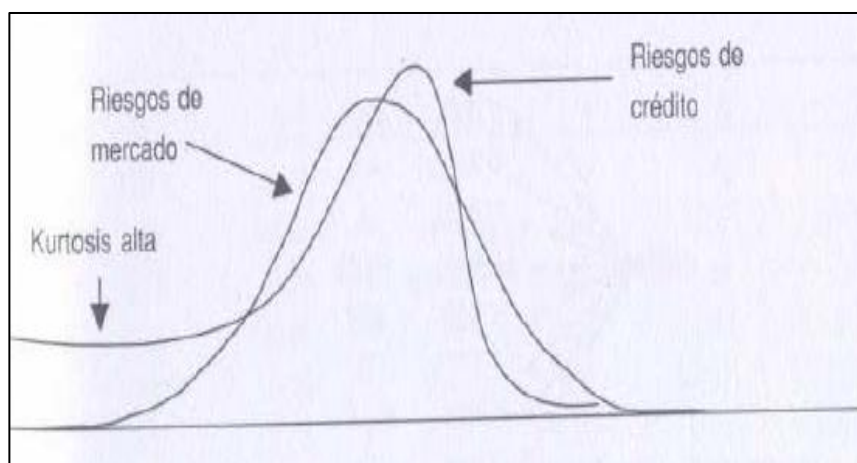


Figura 19. Curva de distribución de probabilidad de los rendimientos de crédito.

Fuente: De Lara (2008)

El efecto de alta Kurtosis en la cola izquierda de la curva se debe a los probables eventos de incumplimiento o bancarrota. El segundo problema en el modelado de riesgos de crédito se refiere al cálculo de las correlaciones entre rendimientos de los activos del portafolio. La insuficiencia de datos históricos de la calidad crediticia del emisor hace difícil la estimación de correlaciones.

A pesar todas estas limitaciones, sigue siendo posible estimar las distribuciones de pérdidas y realizar análisis adecuados del Riesgo de Crédito.

CAPÍTULO III. HIPÓTESIS

3.1. Declaración de la Hipótesis

Las provisiones resultantes (PE) Anexo N°5 (Resolución SBS N°11356-2008) no miden adecuadamente el riesgo de la cartera de créditos para una entidad de microfinanzas al cierre febrero 2020. Es decir, [la Pérdida Esperada calculada mediante Anexo N°05 – SBS] > [El cálculo de Pérdida Esperada mediante modelo interno] (PE SBS > PE modelo interno).

3.2. Operacionalización de variables

Nuestro modelo Interno es el siguiente:

$$\text{Pérdida Esperada (PE)} = \text{EAD} \times \text{PD} \times \text{LGD} \quad (\text{I})$$

$$\text{Pérdida Inesperada (PI)} = \text{EaD} \times \sqrt{\text{PD} \times \sigma_{\text{LGD}}^2 + \text{LGD}^2 \sigma_{\text{PD}}^2} \quad (\text{II})$$

A. Variable 1: Variable dependiente

Pérdida esperada (PE) y, por consiguiente, también la Pérdida Inesperada (PI)

B. Variable 2: Variable independiente

Probabilidad de incumplimiento (PD). Calculada con la metodología de Matrices de Transición.

C. Variable 3: Variable independiente

La Exposición del Activo (EAD). Es constante al corte seleccionado (29 de febrero del 2020).

D. Variable 4: Variable independiente

Pérdida dado el incumplimiento o Severidad (LGD). Es constante al corte seleccionado (29 de febrero del 2020).

CAPÍTULO IV. METODOLOGÍA

4.1. Tipo de investigación

Behar, D. (2008) manifiesta que la investigación aplicada se caracteriza porque busca la aplicación o utilización de los conocimientos que se adquieren para resolver problemas. Es el estudio y aplicación de la investigación a problemas concretos, en circunstancias y características concretas. Esta forma de investigación se dirige a su aplicación inmediata y no al desarrollo de teorías.

La presente investigación corresponde al tipo de investigación aplicada, al tener como objetivo aplicar un modelo interno basado en los acuerdos del marco de Basilea II, que permita medir el nivel de riesgo de la cartera de créditos para la estimación de la pérdida esperada e inesperada.

Sampieri, R.; Fernández, C. y Baptista, P. (2014) indica que los estudios descriptivos, buscan especificar propiedades y características importantes de cualquier fenómeno que se analice. Es decir, únicamente pretenden medir o recoger información de manera independiente o conjunta sobre los conceptos o las variables a las que se refieren, esto es, su objetivo no es indicar cómo se relacionan éstas. Asimismo, el mismo autor menciona que los estudios explicativos pretenden establecer las causas de los sucesos o fenómenos que se estudian. Como su nombre lo indica, su interés se centra en explicar por qué ocurre un fenómeno y en qué condiciones se manifiesta o por qué se relacionan dos o más variables.

El presente estudio corresponde al tipo explicativo, al analizarse las causas de las diferencias existentes entre el método estándar (estimación de provisiones) de la institución de microfinanzas en estudio y la pérdida esperada e inesperada estimada con el modelo interno basado en los acuerdos del marco de Basilea II. Además, para la estimación de la pérdida esperada e inesperada, la investigación se limitará a recopilar los datos y tabular para medir la probabilidad de incumplimiento de la cartera de créditos de una institución de microfinanzas al cierre de febrero 2020.

Niño, V. (2011) manifiesta que, la investigación cuantitativa tiene que ver con la “cantidad” y, por tanto, su medio principal es la medición y el cálculo. En general, busca medir variables con referencia a magnitudes.

La presente investigación corresponde al tipo cuantitativa, considerando que se cuantificará la pérdida esperada e inesperada para medir el nivel de riesgo de una cartera de créditos.

4.2. Diseño de la Investigación

La presente investigación utilizó un Diseño No Experimental.

Sampieri, R.; Fernández, C. y Baptista, P. (2014), en este caso es un Diseño no experimental transeccional descriptivo, ya que indagan la incidencia de las modalidades, categorías o niveles de una o más variables en una población, son estudios puramente descriptivos.

4.3. Población

Portafolio de Cartera de Colocaciones de la entidad de microfinanzas. Al 29 de febrero del 2020 se tiene un saldo acumulado de cartera de créditos directos más créditos indirectos que asciende a S/ 4,495,079,402.

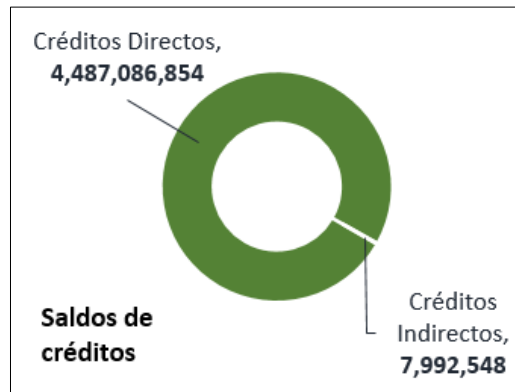


Figura 20. Portafolio de Cartera de Colocaciones de la Entidad de Microfinanzas.

Fuente. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)

A continuación, los principales indicadores de cartera de la Institución de microfinanzas:

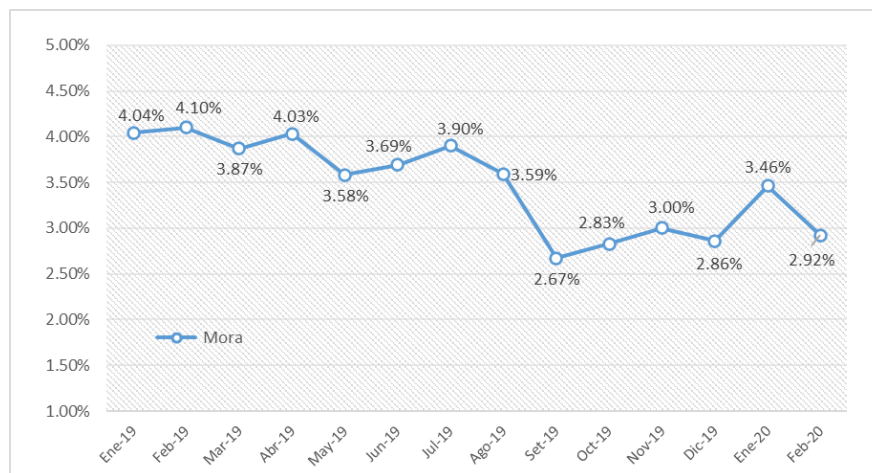


Figura 21. Evolución de la Morosidad de la Entidad Financiera Evaluada.

Fuente. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)

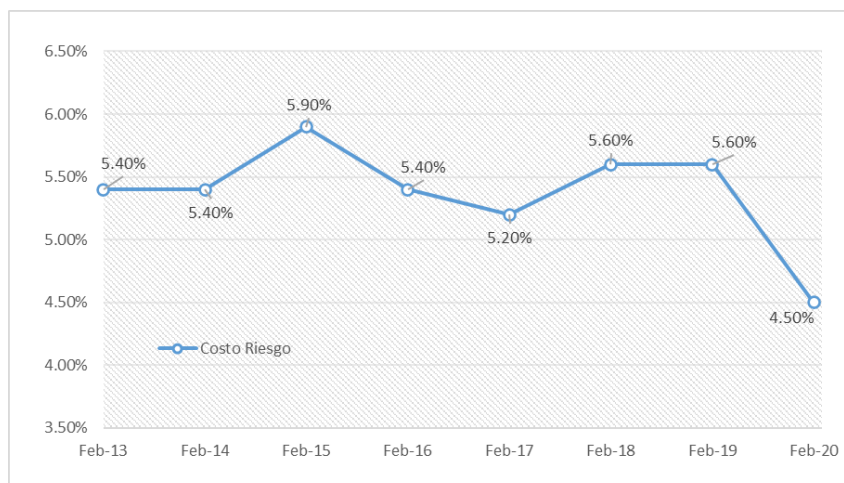


Figura 22. Evolución del Costo Riesgo (Provisiones/saldo de cartera) de la Entidad Financiera Evaluada. Fuente. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)



Figura 23. Evolución de la Cartera de Alto Riesgo de la Entidad Financiera Evaluada. Fuente. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)

4.4. Muestra

La muestra para la presente investigación es el total de la cartera de créditos directos de una entidad de microfinanzas, al corte del 29 de febrero del 2020, que asciende a S/4,487,086,854 y un número total de clientes de créditos de 414,820. La muestra presenta información de clasificación interna histórica (0,1,2,3 y 4 - Resolución SBS N° 11356-2008 y sus modificatorias) de los deudores que solicitaron créditos dentro del periodo febrero 2016 a febrero 2020.

Tabla 15
Créditos Directos según Situación al 29 de febrero de 2020 (en miles de soles)

Vigentes	4,320,454.850	96.3%
Corto Plazo	149,974.105	
Largo Plazo	4,170,480.745	

Reestructurados y Refinanciados	35,482.422	0.8%
Vencidos	70,352.989	1.6%
En Cobranza Judicial	60,796.593	1.4%
Total Créditos Directos	4,487,086.854	100.0%

Nota: Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)

Tabla 16

Créditos Directos por tipo al 29 de febrero de 2020

	MN (S/ Miles)	ME (US\$ miles)	Total (S/ Miles)
Créditos corporativos	37,204	-	37,204
Créditos a grandes empresas	5,085	-	5,085
Créditos a medianas empresas	183,916	2,640	193,023
Créditos a pequeñas empresas	1,765,704	933	1,768,921
Créditos a microempresas	993,289	15	993,340
Créditos de consumo	1,091,813	42	1,091,957
Créditos hipotecarios para vivienda	396,923	184	397,557
Total Créditos:	4,473,934	3,814	4,487,087

Nota: Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)

4.5. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos

Recolección de Datos

- Análisis Documentario

Revisión de normativa interna y externa, reportes, revisión bibliográfica tesis, revistas, páginas de internet e informes relacionados al objeto de estudio que aporten datos para la investigación, esta puede ser almacenada en formato digital, fotografías o documentos escaneados.

Reportes:

- ✓ Anexo N°05 – SBS
- ✓ Reporte 2A1 – SBS

Normativa SBS

- ✓ Resolución SBS N° 11356-2008 Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones y sus modificatorias.

- ✓ Resolución SBS N° 14354-2009 Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito y sus normas modificatorias.
- ✓ Informes y estadísticas Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS).

Informes Sector Microfinanciero

- ✓ Informes del Sistema CMAC – Federación Peruana de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (FEPMAC).
- ✓ Reporte estadísticas rápidas Sistema CMAC - Federación Peruana de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (FEPMAC).
- ✓ Informes de mensuales de Riesgo de Crédito

Base Normativa Basilea

- ✓ Basel Committee on Banking Supervision - Bank For International Settlements

- Observación Directa

Del sector microfinanzas, se utilizó la técnica cualitativa participativa, en el sentido que el autor de la presente trabaja en un área con responsabilidad en la gestión de riesgo de crédito, lo que le ha permitido ir observando directamente la realidad del análisis y metodologías para riesgo de crédito, no solo en la institución donde labora, sino también a través de interacciones con colegas de otras instituciones financieras, capacitaciones y seminarios al respecto.

- Entrevista

Se realizó una única entrevista con el Gerente de Riesgos de la entidad de microfinanzas, considerando su experiencia en el sistema financiero, no solo bancaria, sino también en microfinanzas, que permitió conocer los aspectos más importantes sobre las metodologías y aplicación de estas en el sistema financiero.

Análisis de Datos

Procesar y analizar la información mediante hojas de cálculo de Microsoft Excel y Risk Simulator. Cálculos, análisis y cuantificación de los resultados de la investigación. Ordenamiento e interpretación de la información recopilada

4.6. Criterios para la Construcción de la Metodología

Como habíamos mencionado anteriormente, el modelo interno propuesto considera los conceptos teóricos para establecer la pérdida esperada expresada en las ecuaciones I y II, de la sección 3.2 anterior. Las entidades financieras podrán establecer modelos para el cálculo de todos de los componentes de la PE, sin embargo, en la presente tesis, el componente de la pérdida esperada a calcular será la Probabilidad de Incumplimiento (PD), dado que las otras variables (EAD, LGD) serán valores constantes al corte del 29 de febrero del 2020.

Las variables EAD y LGD se mantienen constantes, considerando que se está usando el IRB Fundamental como principio teórico, metodología que contempla solo el cálculo de la

Probabilidad de Incumplimiento (PD). Asimismo, la variable LGD está asociado a la calidad de las garantías, las mismas que no son una variable significativa en el negocio de microfinanzas.

Es importante mencionar que ambas variables EAD y LGD son sujetas de estimación, sin embargo, este cálculo se contempla bajo una metodología IRB Avanzada, la misma que no es necesaria ser aplicada en la presente tesis, debido a que tanto la variabilidad del LGD y EAD, son capturadas al aplicar VaR con simulación Montecarlo.

A continuación, se explicaremos como se desarrollará la metodología del modelo interno propuesto.

4.6.1. Determinación de la Probabilidad de Incumplimiento

Horizonte Temporal

Para la aplicación de las matrices de transición para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento se consideró un horizonte temporal de 12 meses. Se analizó la variabilidad anual por meses (por ejemplo, enero 2016 a enero 2017), dentro de un periodo de 05 años.

Clasificación interna de cartera

Para el cálculo de la tasa de incumplimiento se utilizó la clasificación interna (Normal, CPP, deficiente, dudoso y pérdida establecidas en la Resolución SBS N° 11356-2008 y sus modificatorias) por cada cliente, el cual permite evaluar el comportamiento crediticio de nuestros clientes en el periodo de 12 meses, para ello, se realizó el proceso de extracción de los datos del reporte crediticio consolidado (RCC) de una prestigiosa institución de microfinanzas.

De la información almacenada en la base de datos, se extrajo clientes con su respectiva clasificación desde febrero 2016 a febrero 2020, luego se almacenó en un tablón o matriz de datos para visualizar su comportamiento en un periodo de 12 meses (anexo).

Tabla 17
Clasificación de Deudores

0	Normal
1	CPP
2	Deficiente
3	Dudoso
4	Pérdida

Nota: Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS)

Matriz de Transición.

Las distintas metodologías buscan determinar la probabilidad de incumplimiento, un elemento importante para la evaluación del riesgo de crédito. Para el presente estudio para el cálculo de probabilidad de incumplimiento se utilizó las matrices de transición por calificación de un horizonte temporal de 12 meses.

Se eligió la metodología de matrices de transición para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento considerando que se cuenta con información accesible y su fácil implementación.

a) Construcción de la matriz de transición

Una vez extraída la información de clientes y su respectiva clasificación, se procedió a construir la matriz de transición:

- El primer paso es la construcción de las matrices de transición parciales, que permitió estimar las probabilidades de transición por cada categoría de riesgo. Por ejemplo: 01 deudor que a febrero 2016 se encontraba en la categoría 0, se va deteriorando y a febrero 2017 queda calificado en la categoría 4. Quedando la matriz parcial transición (Feb.16 - Feb.17).
Así se evaluó todos los créditos mes a mes, con separaciones anuales para efectuar las comparaciones hasta abarcar el horizonte de tiempo utilizada para la estimación de la matriz.
- Con base en estas matrices se determinó la matriz final que considera el promedio de las transiciones de los años 2016, 2017, 2018, 2019 y 2020 respectivamente, con el objetivo de visualizar el deterioro de la cartera de colocaciones. Obteniéndose la siguiente matriz total y la definición de default para la institución financiera por expertise: calificación igual o mayor a deficiente.

4.6.2. Prueba Financiera

La prueba financiera es la comparación de Pérdida Esperada calculada mediante Anexo N°05 – SBS vs Pérdida Esperada mediante modelo interno (PE SBS vs PE modelo interno), obteniéndose los siguientes resultados: “es igual, menor o mayor”.

La prueba financiera es:

PE SBS = Resultado 1

PE modelo interno = Resultado 2

Se compara resultado 1 vs resultado 2. Obteniéndose 03 posibles resultados de la comparación.

Resultado 1 > Resultado 2

Resultado 1 = Resultado 2

Resultado 1 < Resultado 2

El resultado final se compara con la hipótesis: PE SBS > PE modelo interno.

CAPÍTULO V. RESULTADOS

Para determinar la Probabilidad de Default (PD), se necesita como primer paso obtener la matriz de transición total que contiene las probabilidades de default.

Se presentan los resultados de las matrices de transición parciales periodo desde febrero 2016 hasta febrero 2020, obteniéndose 37 matrices. (Ver anexo)

Transición (Feb.16 - Feb.17)

	0	1	2	3	4	Total
0	96.25%	1.71%	0.65%	0.58%	0.82%	100.00%
1	29.49%	24.42%	10.10%	9.04%	26.96%	100.00%
2	12.64%	6.21%	17.03%	11.87%	52.25%	100.00%
3	5.11%	1.71%	2.50%	18.13%	72.54%	100.00%
4	0.58%	0.07%	0.03%	0.13%	99.20%	100.00%
Total	93.40%	1.91%	0.79%	0.75%	3.15%	100.00%

Transición (Feb.19 - Feb.20)

	0	1	2	3	4	Total
0	92.85%	2.86%	1.10%	1.16%	2.03%	100.00%
1	13.88%	66.61%	3.31%	3.05%	13.15%	100.00%
2	6.73%	1.89%	64.94%	4.30%	22.14%	100.00%
3	5.02%	0.62%	1.10%	55.75%	37.52%	100.00%
4	1.16%	0.05%	0.03%	0.10%	98.66%	100.00%
Total	79.42%	5.10%	2.18%	2.13%	11.17%	100.00%

Figura 24. Matrices de Transición Parciales. Fuente. Elaboración Propia

Con base a estas matrices se determina la matriz final que considera el promedio de las transiciones de los años 2016, 2017, 2018, 2019 y 2020 respectivamente.

	0	1	2	3	4	Total
0	94.53%	2.30%	0.86%	0.87%	1.44%	100.00%
1	18.63%	52.63%	5.55%	5.12%	18.07%	100.00%
2	9.08%	3.02%	49.65%	7.08%	31.17%	100.00%
3	4.82%	0.91%	1.44%	43.85%	48.98%	100.00%
4	1.00%	0.06%	0.03%	0.09%	98.83%	100.00%

Figura 25. Matriz de Transición Final. Fuente. Elaboración Propia

La definición de default = > 2 (Calificación Deficiente), se representa en el cuadro con la línea roja vertical, la cual nos indica que las calificaciones a la derecha de esa línea y por encima de la diagonal resaltado en amarillo, sería la zona de default. En este sentido, tomando esta zona default, podemos determinar la PD por cada categoría de "calificación", como se muestra a continuación.

- **PD (0) _Normal = 0.86% + 0.87% + 1.44% = 3.17%**
- **PD (1) _CPP = 5.55% + 5.12% + 18.07% = 28.74%**
- **PD (2) _Deficiente = 49.65% + 7.08% + 31.17% = 87.9%**
- **PD (3) _Dudoso = 43.85% + 48.98% = 92.83%**

- **PD (4) _Pérdida = 98.83%**

Tomando en cuenta las PD obtenidas en la matriz de transición para cada categoría de calificación, se calcula la Probabilidad de incumplimiento de la institución de microfinanzas para el mes de febrero 2020, mediante la siguiente fórmula.

$$PD_t = \sum_{n=0}^4 Rit * Dt / \sum_{n=0}^4 Dt$$

Es decir, para cada PD por calificación (0, 1, 2, 3 y 4) se multiplicará por la exposición correspondiente al 29 de febrero 2020 y se dividirá el resultado final entre el total de la exposición al 29 de febrero 2020, como se muestra a continuación.

$$PD = (3.17\% * 4,177 \text{ MM} + 28.74\% * 132 \text{ MM} + 87.90\% * 44 \text{ MM} + 92.83\% * 40 \text{ MM} + 98.83\% * 94 \text{ MM}) / 4,487 \text{ MM}$$

$$PD = 7.56\% \text{ (Institucional)}$$

Con base en la Probabilidad de Incumplimiento (PD) obtenida para cada calificación, la EAD y la LGD, se calcula la pérdida esperada para cada tipo de calificación (utilizando la ecuación (I) de la sección 3.2) para el portafolio de la institución de microfinanzas en estudio y tomando el saldo de la deuda en el momento del cálculo como la exposición en el momento de incumplimiento (29 de febrero 2020), representada en el siguiente cuadro.

Calificación	PD	x	EAD	x	LGD (1-RecoveryRate)	=	Pérdida Esperada
Pérdida	98.83%		93,553,322		55.00%		50,850,560
Dudoso	92.82%		40,272,569		55.00%		20,560,516
Deficiente	87.90%		44,205,260		55.00%		21,370,999
C.P.P.	28.74%		132,415,863		55.00%		20,930,775
Normal	3.17%		4,176,639,839		55.00%		72,888,530
Pérdida Esperada Total							186,601,380
Pérdida Esperada Total (%)							4.16%

Figura 26. Pérdida Esperada para Cada Tipo de Calificación. Fuente. Elaboración propia

Como se observa la Pérdida Esperado (PE) total, utilizando la ecuación (I), resulta en S/ 186,601,380 en términos absolutos y en 4.16% en términos porcentuales.

Hasta este momento hemos obtenido la PE total en un corte en el tiempo (29 de febrero 2020) utilizando la ecuación (I). Este resultado es estático por que representa un solo momento, o un solo punto, o un solo escenario desde el punto de vista estadístico.

Como vimos en secciones anteriores debemos encontrar la distribución de pérdidas para la PE y PI. Para ello las ecuaciones (I) y (II) de nuestro Modelo Interno, deben volverse dinámicas cuyas

principales variables independientes ya no sean un solo valor sino un comportamiento probabilístico como se muestra en la gráfica siguiente

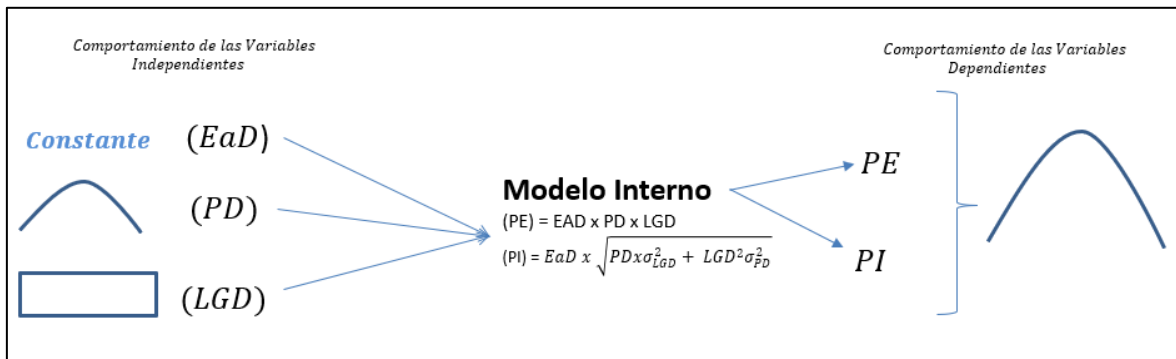


Figura 27. Comportamiento de las Variables Independientes.

Cómo se observa en la gráfica, nuestro modelo interno se compone de 03 variables independientes. 02 de estas variables independientes ahora van a ser dinámicas con distribuciones de probabilidad. Esto va a causar que los resultados de las ecuaciones sean también una distribución de probabilidad. El método que hace posible que podamos realizar este ejercicio es la “Simulación Montecarlo”, explicada en secciones anteriores.

También es importante puntualizar que la EAD, a pesar de que también puede seguir un comportamiento probabilístico, para esta tesis, se ha supuesto “constante”, para poder ser comparable con los resultados del modelo SBS (Anexo 5 y Reporte 2 A1), dado que se calculan sobre un corte contable de cartera, en nuestro caso al 29 de febrero del 2020.

Bajo este contexto entonces, para el cálculo de la pérdida total probabilística (PE + PI), se hará uso del software Risk Simulator aplicando la simulación de Montecarlo, con la finalidad de encontrar la distribución de probabilidad de las variables PD, LGD y Pérdida Total (PE+PI).

De este modo el siguiente procedimiento de cálculo es el siguiente:

- a) Se eligen las 02 variables de entrada para la simulación Montecarlo: Probabilidad de Incumplimiento (PD) y Severidad o Pérdida dado el Incumplimiento (LGD), las cuales influyen en el comportamiento de la distribución de pérdida total final (PE + PI). Es importante recordar que se elige sólo 02 variables (PD y LGD) de las 03 variables utilizadas en la ecuación (I) debido a que para el cálculo de pérdida esperada mediante el anexo N°5 y la pérdida inesperada con el reporte 2A1, los cálculos se realizan con una exposición de saldos de cartera a una fecha de corte, en este caso al 29 de febrero del 2020. Estas variables de entrada dinámicas están resaltadas en color verde en el siguiente cuadro de la ecuación (I).

Calificación	PD	x	EAD	x	LGD (1-RecoveryRate)	=	Pérdida Esperada
Pérdida	98.83%		93,553,322		55.00%		50,850,560
Dudoso	92.82%		40,272,569		55.00%		20,560,516
Deficiente	87.90%		44,205,260		55.00%		21,370,999
C.P.P.	28.74%		132,415,863		55.00%		20,930,775
Normal	3.17%		4,176,639,839		55.00%		72,888,530

Figura 28. Variables de Entrada Dinámicas para Simulación Montecarlo.

Fuente. Elaboración propia

- b) Como se explicó en la sección 2.3.2, la simulación Montecarlo consiste en generar un cierto número de simulaciones de tal manera que el valor en riesgo (VaR) resultante pueda calcularse considerando diversos escenarios (calculados por el software Risk Simulator). Antes de esto dentro del software debemos empezar definiendo un perfil y el número de pruebas, para la simulación, como se muestra a continuación.

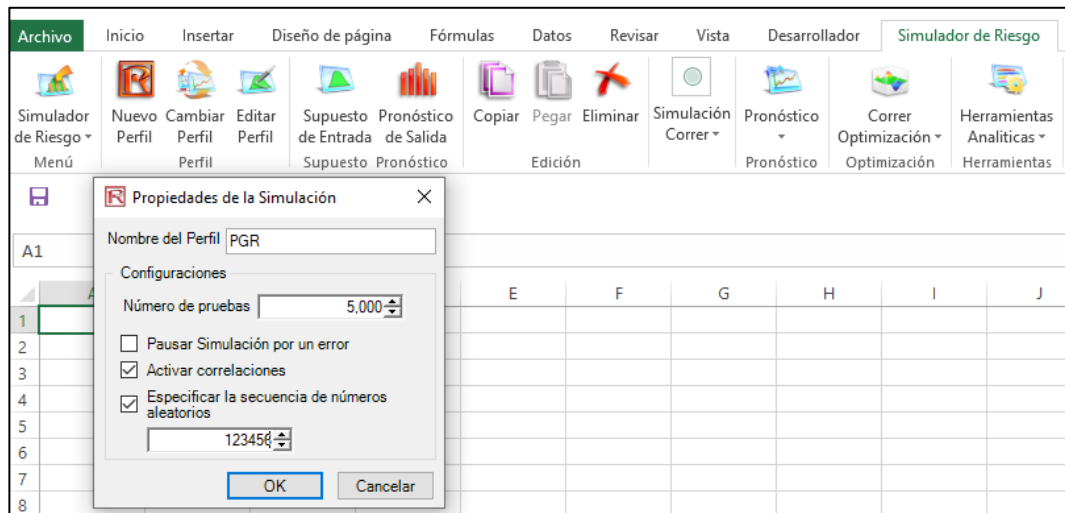


Figura 29. Perfil y Número de Pruebas - Simulación Montecarlo. Fuente. Elaboración propia

Se ha elegido el nombre del perfil como "PGR" y se ha establecido 5,000 como el número total de pruebas que deberá considerar la Simulación Montecarlo.

- c) Luego, se elige la distribución teórica para cada una de las variables independientes a sensibilizar, nos referimos a las variables LGD y PD (supuestos de entrada)
- ✓ Para la variable LGD, se elige la distribución uniforme considerando que se trata de un valor constante a lo largo del período de análisis (12 meses). A continuación, se muestra la pantalla del software al respecto.

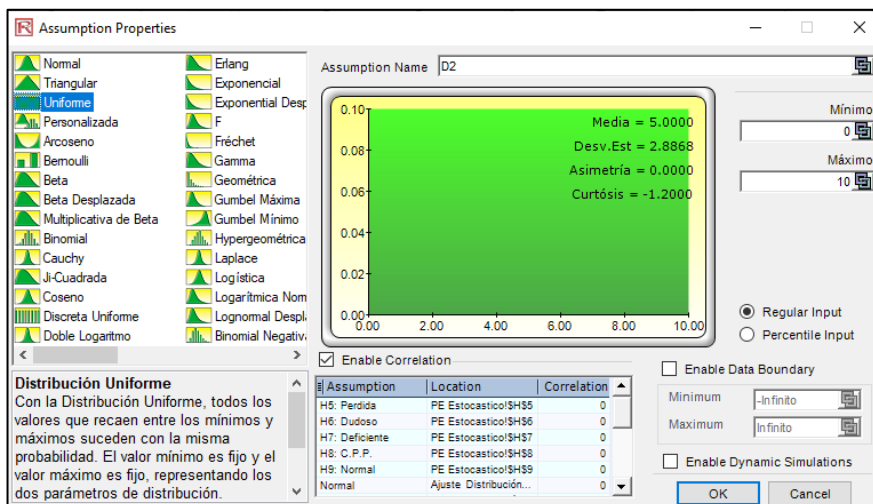


Figura 30. Elección de distribución teórica para cada una de las variables independientes. Fuente. Elaboración propia

- ✓ Para el cálculo de distribución de probabilidad de la variable PD, la situación es otra, puesto que para esta variable si contamos con una serie de datos histórica resultante del uso de la metodología de matrices de transición. A continuación, se muestra la serie de PD para cada una de las calificaciones.

MES	Normal	C.P.P.	Deficiente	Dudoso	Pérdida
Feb-17	2.53%	21.92%	86.67%	92.27%	98.84%
Mar-17	2.53%	21.96%	86.70%	92.21%	98.77%
Abr-17	2.55%	22.10%	86.70%	92.13%	98.78%
May-17	2.56%	22.15%	86.65%	92.08%	98.78%
Jun-17	2.58%	22.22%	86.61%	92.13%	98.72%
Jul-17	2.61%	22.53%	86.55%	92.07%	98.72%
Ago-17	2.62%	22.70%	86.59%	92.11%	98.73%
Set-17	2.64%	22.98%	86.54%	92.13%	98.63%
Oct-17	2.67%	23.15%	86.44%	92.06%	98.64%
Nov-17	2.68%	23.27%	86.39%	92.07%	98.66%
Dic-17	2.70%	23.49%	86.24%	92.04%	98.64%
Ene-18	2.74%	23.68%	86.24%	92.11%	98.65%
Feb-18	2.77%	23.71%	86.36%	92.05%	98.66%
Mar-18	2.80%	23.78%	86.39%	92.09%	98.61%
Abr-18	2.82%	24.02%	86.47%	92.12%	98.62%
May-18	2.85%	24.21%	86.50%	92.15%	98.63%
Jun-18	2.88%	24.41%	86.60%	92.17%	98.57%
Jul-18	2.91%	24.64%	86.65%	92.19%	98.58%
Ago-18	2.93%	24.82%	86.76%	92.29%	98.61%
Set-18	2.96%	25.02%	86.74%	92.34%	98.63%
Oct-18	2.98%	25.29%	86.74%	92.39%	98.66%
Nov-18	3.00%	25.51%	86.74%	92.34%	98.68%
Dic-18	3.01%	25.91%	86.75%	92.35%	98.67%
Ene-19	3.04%	26.20%	86.80%	92.46%	98.68%
Feb-19	3.07%	26.32%	86.90%	92.42%	98.68%
Mar-19	3.09%	26.52%	86.93%	92.39%	98.68%
Abr-19	3.11%	26.76%	87.02%	92.44%	98.69%
May-19	3.13%	26.99%	87.21%	92.49%	98.72%
Jun-19	3.15%	27.24%	87.35%	92.55%	98.74%
Jul-19	3.16%	27.46%	87.51%	92.60%	98.76%
Ago-19	3.17%	27.65%	87.66%	92.68%	98.79%
Set-19	3.15%	28.25%	87.55%	92.62%	98.76%
Oct-19	3.15%	28.34%	87.64%	92.69%	98.78%
Nov-19	3.13%	26.99%	87.21%	92.49%	98.72%
Dic-19	3.15%	28.73%	87.74%	92.81%	98.81%
Ene-20	3.16%	28.72%	87.83%	92.83%	98.82%
Feb-20	3.17%	28.74%	87.90%	92.82%	98.83%

Figura 31. Serie de PD para Cada Clasificación de Riesgo.

Fuente. Elaboración propia

Para estas series de PD por calificación, se elige en el software la opción de ajuste de distribución múltiple usando el método estadístico “Kolmogorov-Smirnov”, el cual nos permitirá encontrar la distribución de probabilidad que mejor represente el comportamiento de cada una de las series PD por calificación.

A continuación, mostramos las pantallas del software donde se realiza esta tarea.

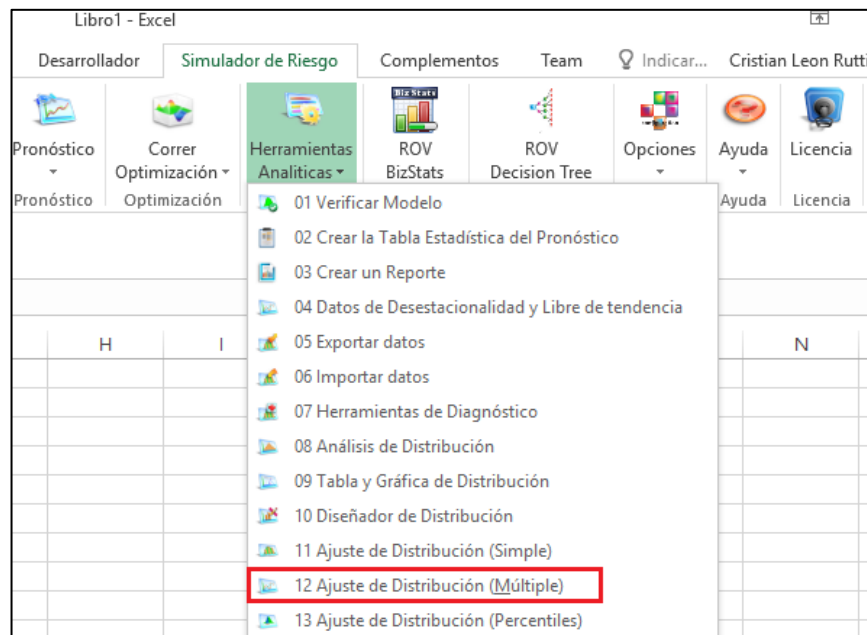


Figura 32. Ajuste de distribución Múltiple usando el Método Estadístico “Kolmogorov-Smirnov”. Fuente. Elaboración propia.

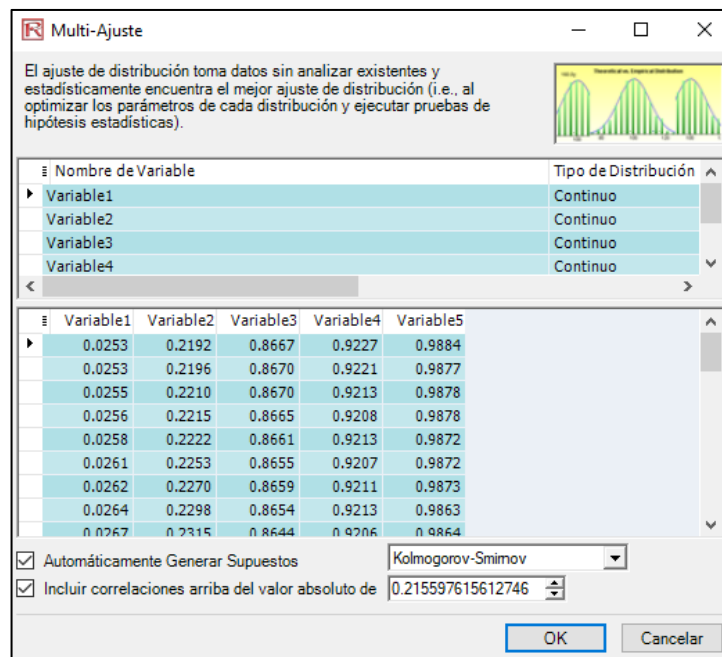


Figura 33. Resultados del Ajuste de distribución Múltiple usando el Método Estadístico “Kolmogorov-Smirnov”. Fuente. Elaboración propia.

El resultado para la PD por clasificación es el siguiente

Ajuste de Distribución de Variables Múltiples								
Resumen Estadístico								
Nombre de la Variable	Normal		Nombre de la Variable	C.P.P.		Nombre de la Variable	Deficiente	
Mejor Supuesto Ajustado	0.03		Mejor Supuesto Ajustado	0.25		Mejor Supuesto Ajustado	0.87	
Distribución Ajustada	Multiplicativa de Beta		Distribución Ajustada	Multiplicativa de Beta		Distribución Ajustada	Beta Desplazada	
Ubicación	0.03		Ubicación	0.22		Ubicación	0.86	
Factor	0.01		Factor	0.07		Alfa	1.73	
Alfa	0.51		Alfa	0.73		Beta	280.88	
Beta	0.42		Beta	0.75				
Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.06		Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.07		Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.10	
Prueba Estadística de P-Value	0.9991		Prueba Estadística de P-Value	0.9903		Prueba Estadística de P-Value	0.8375	
	Real	Teórica		Real	Teórica		Real	Teórica
Media	0.03	0.03	Media	0.25	0.25	Media	0.87	0.87
Desviación Estándar	0.00	0.00	Desviación Estándar	0.02	0.02	Desviación Estándar	0.00	0.00
Asimetría	-0.26	-0.18	Asimetría	0.19	0.02	Asimetría	0.86	1.50
Curtosis	-1.45	-1.49	Curtosis	-1.23	-1.34	Curtosis	-0.40	3.34
Nombre de la Variable	Dudoso		Nombre de la Variable	Pérdida				
Mejor Supuesto Ajustado	0.92		Mejor Supuesto Ajustado	0.99				
Distribución Ajustada	Multiplicativa de Beta		Distribución Ajustada	Gumbel Máxima				
Ubicación	0.92		Alfa	0.99				
Factor	0.01		Beta	0.00				
Alfa	0.57							
Beta	0.92							
Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.08		Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.08				
Prueba Estadística de P-Value	0.9634		Prueba Estadística de P-Value	0.9781				
	Real	Teórica		Real	Teórica			
Media	0.92	0.92	Media	0.99	0.99			
Desviación Estándar	0.00	0.00	Desviación Estándar	0.00	0.00			
Asimetría	0.65	0.44	Asimetría	0.22	1.14			
Curtosis	-0.70	-1.11	Curtosis	-0.99	2.40			

Figura 34. El Resultado PD por Clasificación. Fuente. Elaboración propia.

Entonces en el resumen de resultados del cuadro podemos observar las distribuciones de probabilidad que más se ajustan al comportamiento de cada PD por calificación.

- d) Una vez definidos los comportamientos de las variables independientes (entradas), se debe definir el pronóstico de salida, que este caso es la pérdida agregada o total (PE + PI). En la siguiente captura de pantalla del software se puede visualizar esto.

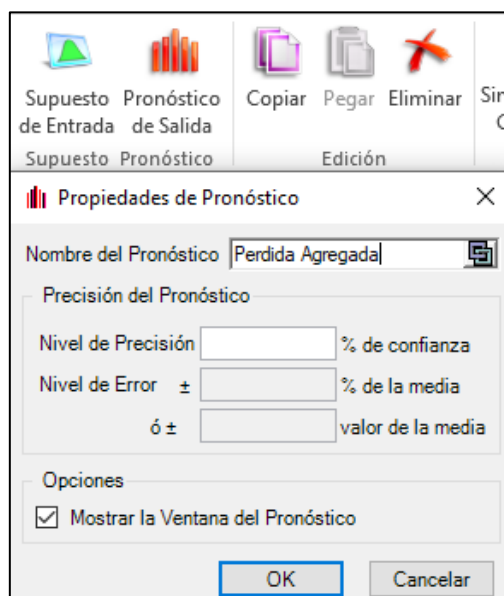


Figura 35. Definición el Pronóstico de Salida. Fuente. Elaboración propia.

- e) Una vez hecho esto, se elige la opción “correr” simulación para el cálculo de la pérdida esperada y máxima pérdida, como se observa en la siguiente captura de pantalla.

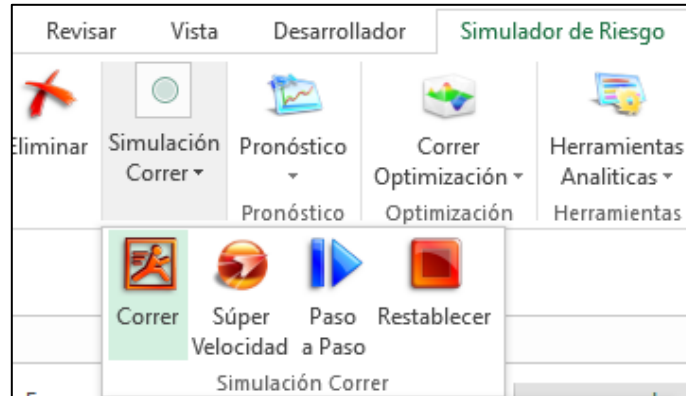
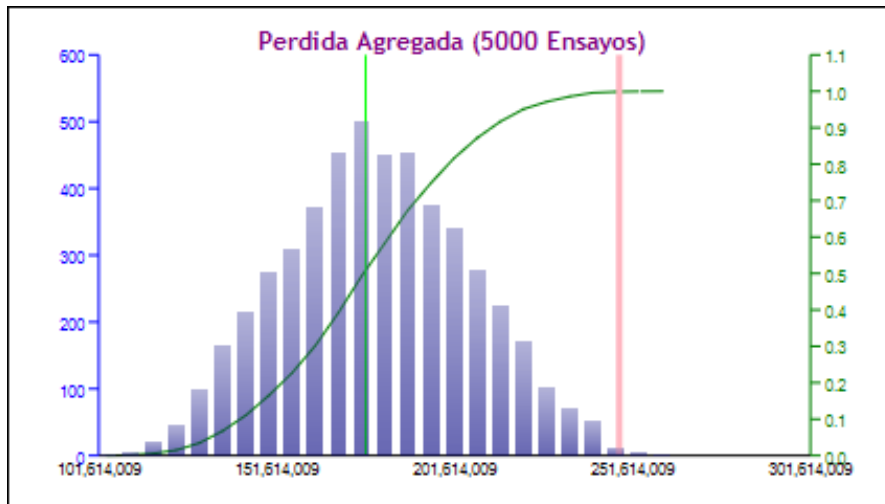


Figura 36. Simulación para el Cálculo de la Pérdida Esperada y Máxima Pérdida.

Fuente. Elaboración propia.



Tipo: Cola Izquierda ≤, Más Bajo: -Infinito, Superior: 247,895,316, Certeza: 99.9000%

Figura 37. Cálculo de la Pérdida Esperada y Máxima Pérdida.

Fuente. Elaboración propia.

La bondad de usar un software estadístico calculando la distribución de probabilidad final como resultado, es que nos permite calcular la pérdida inesperada de la siguiente manera:

$$\text{Pérdida Inesperada (PI)} = \text{Máxima Pérdida (dado un Nivel de Confianza)} - \text{Pérdida Esperada (PE)}$$

De esta forma, los resultados de “correr” la simulación se muestran a continuación

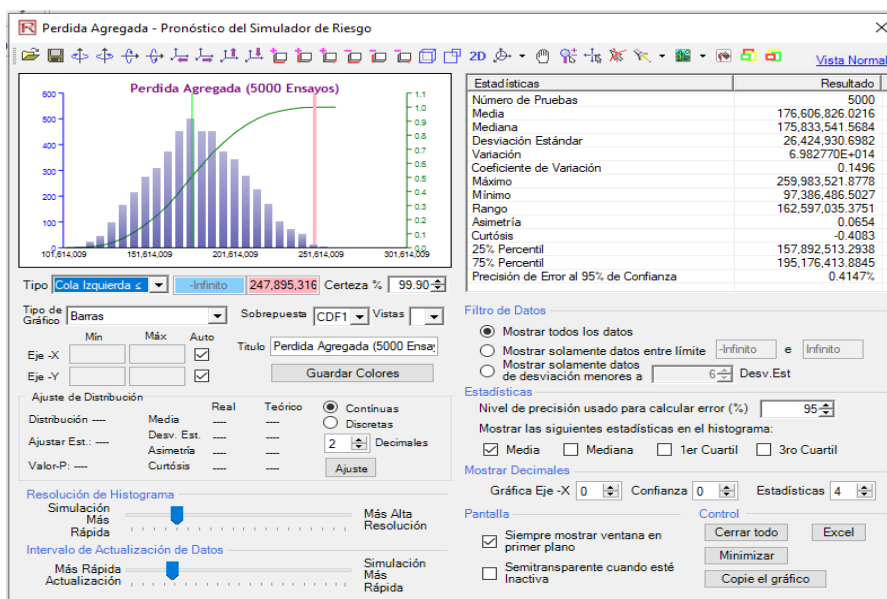


Figura 38. Distribución de Probabilidad Final como resultado - Calcular la Pérdida Inesperada.

Fuente. Elaboración propia.

En la captura de pantalla se puede observar en lado izquierdo la representación de la distribución de probabilidad agregada o total y en el lado derecho las estadísticas asociadas, las cuales a manera de resumen ejecutivo se muestra en la siguiente tabla.

Tabla 18
Valor de la Pérdida Inesperada al 29 de febrero de 2020

	Pérdida Agregada
Número de Pruebas	5,000
Pérdida Esperada	176,606,826
Precisión de Error 95%	0.41%
Máxima Pérdida	247,895,316
Pérdida Inesperada	71,288,490

Nota: Elaboración: Propia

Como habíamos mencionado la Pérdida Inesperada (PI) utilizando distribuciones de probabilidad, es igual a la Pérdida Máxima dado un nivel de confianza menos la Pérdida Esperada (PE).

Entonces a un nivel de confianza al 99.9% (margen de error de 0.1%), tendríamos el siguiente cálculo:

$$PI = 247,895,316 - 176,606,826 = 71,288,490$$

Estos resultados guardan relación y sincronía con nuestro concepto de VaR para Riesgo de Crédito.

Utilizando nuestras variables y data podemos re-escribir el VaR Montecarlo, de la siguiente manera:

$$\text{VaR (\%)} = [\bar{X} - (z)(\sigma)] \times \text{EaD}, \text{ ó}$$

$$\text{VaR (\%)} = [\bar{X} \times \text{EaD} - (z)(\sigma) \times \text{EaD}], \text{ ó}$$

$$\text{VaR (\%)} = [-PE - PI]$$

$$\text{VaR (0.1\%)} = [-176'606,826 - 71',288,490] = -247'895,316$$

Acá se muestra la pérdida máxima en negativo porque estamos refiriendo a pérdidas. Estadística y matemáticamente en una distribución de Probabilidad, la PE es calculada con la media \bar{X} y la PI es calculada con la desviación estándar ajustada $(z)(\sigma)$.

Cuando ambas se multiplican por la exposición (en nuestro caso EaD), obtenemos los valores monetarios tanto de la PE como de la PI.

De esta forma, podemos decir que podemos estar 99.9% seguro de que la pérdida máxima con el comportamiento observado al corte del 29 de febrero 2020 no excederá los S/ 247,895,316. Alternativamente, también podríamos decir que hay una probabilidad del 0.1% de que la pérdida mínima será de S/ 247,895,316 o más (la cartera perderá al menos S/ 247,895,316). Esta Pérdida Máxima se compone de:

PE (al 99.9% de Nivel de Confianza) = S/ 176,606,826 +

PI (al 99.9% de Nivel de Confianza) = S/ 71,288,490

= Pérdida Máxima (al 99.9% de Nivel de Confianza) = S/ 247,895,316

Entonces para contrastar la hipótesis (PE SBS > PE modelo interno), una vez obtenidos estos resultados del modelo interno propuesto en la tesis, se comparan con la pérdida esperada que la institución de microfinanzas emplea en función de los parámetros definidos por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (Anexo N°05 y 2A1). Los resultados de la comparación son los siguientes:

Tabla 19

Anexo SBS N°5: Informe de Clasificación de Deudores y Provisiones al 29 de febrero del 2020 – Pérdida Esperada bajo el Modelo SBS

V.- CIFRAS DE BALANCE				
	Saldo	Exposición equivalente a riesgo crediticio	Provisiones genéricas	Provisiones específicas
CRÉDITOS DIRECTOS				
Créditos directos: 1401+1403+1404+1405+1406-2901.01-(2901.02-2901.02.07)-2901.04-2901.07.02-2901.08.01	4,481,979.36	4,481,979.36	41,137.98	160,764.04
CRÉDITOS INDIRECTOS				
a) Confirmaciones de cartas de crédito irrevocables, de hasta un año, cuando el banco emisor sea una empresa del sistema financiero del exterior de primer nivel	0.00	0.00	0.00	0.00
b) Emisiones de cartas fianzas que respalden obligaciones de hacer y no hacer	0.00	0.00	0.00	0.00
c) Emisiones de avales, cartas de crédito de importación y cartas fianzas no incluidas en el literal "b)", y las confirmaciones de cartas de crédito no incluidas en el literal "a)", así como las aceptaciones bancarias y otros créditos indirectos no contemplados en los otros literales.	7,992.55	7,992.55	69.97	143.84
d) Créditos concedidos no desembolsados y líneas de crédito no utilizadas	0.00	0.00	0.00	0.00
Total	4,489,971.91	4,489,971.91	41,207.95	160,907.88
W.- ANEXO 5				
		Créditos directos e indirectos afectos a provisiones	Provisiones genéricas constituidas	Provisiones específicas constituidas
Total		4,489,971.91	41,207.950	160,907.880

Tabla 20
Comparación del Valor de la Pérdida Esperada al 29 de febrero de 2020 (S/)

Mes	Modelo Interno	SBS (Anexo N°05)	Diferencia
Febrero 2020	176,606,826	202,115,880	25,509,054

Nota: Elaboración: Propia

Se puede evidenciar que el modelo interno propuesto plantea un menor valor de la pérdida esperada para la institución de microfinanzas, frente al modelo establecido por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (provisiones constituidas por la institución financiera a febrero 2020). Es decir, PE SBS > PE modelo interno, no mide adecuadamente el nivel de riesgo de la Cartera al cierre febrero 2020, según lo definido en el ítem 1.2.

Tabla 21
Reporte SBS N° 2 A1: Activos y Contingentes Ponderados por Riesgo de Crédito_ Método Estándar al 29 de febrero del 2020 – Pérdida Inesperada bajo el Modelo SBS

Reporte N° 2-A1 Activos y Contingentes Ponderados por Riesgo de Crédito Método Estándar		Distribución por total de exposiciones ajustadas correspondientes a										Exposición Final XIV/	Total Exposiciones Ajustadas ponderadas por riesgo de crédito XV/	Total Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito
Tipo de Exposición II/	Ponderador de Riesgo	Total Exposiciones Ajustadas	0.00	0.10	0.20	0.50	1.00							
A		13=4-5+6+7+8-(10-11-12)	14	14.1	15	16	17	18-13-14-0.9*14.1-0.8*15-0.5*16					19-18*A'a	20-19*lim-global
5	Intermediarios de Valores	11,519,807.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00						11,519,807.50	11,519,807.50
6	Créditos Hipotecarios para Vivienda	390,990,928.79	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00						390,990,928.79	352,573,324.00
7	Consumo No Revolvente	1,116,247,771.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00						1,116,247,771.12	1,209,345,298.26
8	Consumo Revolvente	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00						0.00	0.00
9	Corporativas	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00						0.00	0.00
10	Grandes Empresas	5,013,267.56	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00						5,013,267.56	5,013,267.56
11	Medianas Empresas	184,172,280.93	0.00	0.00	0.00	0.00	4,049,500.80						184,172,280.93	184,172,280.93
12	Pequeñas Empresas	1,672,908,263.83	0.00	0.00	0.00	0.00	3,082,908.06						1,672,908,263.83	1,672,908,263.83
13	Microempresas	967,317,129.13	0.00	0.00	0.00	0.00	860,058.35						967,317,129.13	967,317,129.76
14	Accionarias	930,000.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00						930,000.00	930,000.00
15	Derivados crediticios	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00						0.00	0.00
16	Otras	216,773,182.71	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00						216,773,182.71	159,868,059.15
17	Exposiciones ajustadas ponderadas por riesgo de crédito													4,714,984,724.74
18	Provisiones genéricas no consideradas en patrimonio													0.00
19	Totales												4,714,984,724.74	4,714,984,724.74

Nota: Elaboración: Propia

Tabla 22
Comparación Valor de la Pérdida Inesperada al 29 de febrero de 2020

Mes	Modelo Interno	SBS (Reporte 2A1)
Febrero 2020	71,288,490	471,498,472

Nota: Elaboración: Propia

Como se puede ver nuestro el modelo interno calcula un menor valor de la pérdida inesperada por parte de la institución de microfinanzas, frente al modelo establecido por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.

La pérdida esperada es menor con el modelo interno, al capturar el comportamiento real de los clientes a través de los cambios en su clasificación con un periodo anual (usando matrices de transición) y pronostica el comportamiento futuro a través de una función de probabilidad,

utilizando simulación montecarlo. En comparación con la metodología regulatoria de la SBS que usa el cálculo de los días de atraso a un corte mensual y lo mitiga con las distintas tasas de provisión por tipo de garantías.

Siendo mejor el modelo interno propuesto, por lo siguientes motivos:

- Captura el comportamiento real de la cartera de créditos.
- No solo se basa en un corte mensual o en data histórica, sino que pronostica (infiere).
- Al generar una provisión ajustada al comportamiento, que en este caso resulta menor que la que establece la regulatoria, implica una mejor calidad de cartera y, por tanto, un ahorro en los ingresos, por consiguiente, una mayor utilidad, y con una mayor utilidad un incremento en el patrimonio efectivo.
- Al tener un mayor patrimonio efectivo el ratio de capital global (ceteris paribus las demás variables), el ratio capital global aumentaría en términos porcentuales.
- Al aumentar en términos porcentuales el ratio capital global, la posibilidad de crecimiento de colocaciones se incrementan.

El modelo interno propuesto, resultaría en una metodología mejor y conveniente para instituciones que presentan buena calidad de cartera, considerando que los deudores experimentarían menores cambios de clasificación en el tiempo (señal de calidad de cartera). Entonces este modelo propuesto, refleja adecuadamente la calidad de cartera en la que se encuentre la institución de microfinanzas, y su consecuente beneficio en la

constitución de provisiones (PE) y requerimiento de capital (PI). A diferencia de la metodología regulatoria que su carácter estándar no permite distinguir las particularidades entre las instituciones.

CAPÍTULO VI. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

6.1. Discusión

La utilización de matrices de transición permitió estimar las probabilidades de incumplimiento de los deudores de la entidad de microfinanzas en estudio, con la finalidad de comparar las provisiones que se generan a partir del modelo propuesto y las obtenidas mediante la aplicación de la normativa establecida por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP para las entidades financieras. Se estimó una probabilidad de incumplimiento total del 7.56%, encontrándose dentro de los niveles aceptable de apetito y tolerancia establecidos por la institución. Asimismo, se estimó probabilidad de incumplimiento para las distintas clasificaciones de riesgo.

Los resultados de la investigación realizada permitieron comprobar la hipótesis formulada de que las provisiones resultantes (PE) calculadas mediante el Anexo N°5 (Resolución SBS N°11356-2008) no miden adecuadamente el Riesgo de la Cartera de la Institución (PE modelo interno < PE SBS), dado que sobreestiman el cálculo de la pérdida esperada (cubierta con provisiones). Esto se debe a que las debilidades del modelo aplicado por la SBS provienen de la aplicación de criterios generales orientados más hacia la banca tradicional y no responden a las características particulares de las microfinanzas, lo cual lleva a sobreestimación.

El modelo interno obtenido a través de las matrices de transición plantea un menor valor de la pérdida esperada por parte de la institución de microfinanzas, frente al modelo recomendado por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP. Es decir, exige una menor cobertura de provisiones para la cartera.

Además, se estimó la pérdida inesperada de S/71,288,490 para la entidad de microfinanzas en la evaluación con el modelo interno, obteniéndose con el modelo interno un menor valor de la pérdida inesperada por parte de la institución de microfinanzas, frente al modelo establecido por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.

De estos resultados mostrados, se desprende en primer lugar, que la utilización del modelo interno propuesto constituye una alternativa que debe ser considerada para el cálculo de pérdida esperada que realizan las entidades de microfinanzas. Asimismo, se concluye en la investigación que la pérdida esperada e inesperada son menores que las exigidas por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, por lo que la entidad financiera debe considerar su aplicación con la finalidad de administrar mejor sus recursos y, por consiguiente, la consecución de sus objetivos de crecimiento, permanencia y sostenibilidad.

En segundo lugar, el modelo interno basado en los acuerdos del marco de Basilea II, al utilizar las matrices de transición para el cálculo de la pérdida esperada, permite medir las particularidades de las entidades de microfinanzas, así como verificar el posible deterioro o mejora de la cartera en el Balance de la Institución Financiera. La principal ventaja frente al

modelo estándar de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS) es que el análisis se realiza por cada deudor, en base a las transiciones por las que pasan los pagos de los créditos para evaluar el riesgo de crédito y no solo por tipo de crédito y días de mora, considerando que el perfil del cliente de la Banca Múltiple y de una entidad de microfinanzas se diferencian principalmente por la individualidad del comportamiento con base en la formalidad de sus ingresos y negocio.

En tercer lugar, la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, tiene tasas de provisiones por tipo de crédito, generándose las provisiones por grupo, contrariamente al modelo propuesto que las genera mediante la evaluación individual por cada deudor. Es decir, la tasa de provisión regulatoria está en función del tipo de crédito, desconociendo el comportamiento particular de pago de los deudores de la entidad. Por lo que, no se está midiendo el riesgo por el comportamiento de pago individual, sino donde está clasificado contablemente, considerando que los clientes que componen la cartera de la entidad de microfinanzas, clientes pequeña y mediana empresa se clasifican por su nivel de deuda.

En cuarto lugar, en el modelo de la SBS dentro del cálculo de provisiones se considera el tipo de garantía, para establecer la tasa de provisión aplicable, en el modelo propuesto no se considera la garantía como variable, pues lo que mide es la probabilidad de pago tenga garantía o no, siendo importante este factor en la cartera de microfinanzas, dado que en mayor porcentaje la cartera de microfinanzas no presenta garantías. Una práctica extendida de la Banca Múltiple para el otorgamiento es poseer garantía, no siendo un concepto extendido en las microfinanzas.

Finalmente, la simulación de provisiones con el VAR crediticio, utilizando simulación montecarlo se hace por deudor, lo que proyecta el comportamiento individual y real. Generando muchos escenarios probables a diferencia del modelo de la SBS que es puntual a una fecha de corte. Las microfinanzas siempre están experimentando diferentes escenarios dada la naturaleza del sector en el que se desarrolla.

Por último, el resultado de la aplicación del método de simulación de Monte Carlo, para determinar el valor en riesgo (VaR), en la cartera de microcréditos determinó una pérdida máxima S/247,895,316, de las cuales S/176,606,826 corresponde a pérdida esperada (cubierta por provisiones) y S/71,288,490 corresponde a pérdida inesperada (cubierta con capital), con un nivel de confianza del 99.9%, lo que implica un margen de error del 0.01%.

Es importante mencionar que no se han encontrado investigaciones en el Perú, que utilicen la misma metodología planteada en la presente tesis, sin embargo, se encontró 02 estudios relacionados entre ellos se cita, el estudio de Díaz, A., & Zaldivar, G. (2003), en el que concluye, que el desarrollo de matrices permitiría obtener un indicador más preciso del deterioro del portafolio crediticio que implicaría una mejoría en el régimen de provisiones. Así como, el estudio de Calixto, M., & Casaverde, L. (2011), que utiliza un modelo de regresión logística binaria, para una estimación de la probabilidad de incumplimiento de un microcrédito.

Por otro lado, en el estudio de Támara, A, & Aristizabal, R. (2012), podemos encontrar una aplicación de matrices de transición para una institución financiera de Colombia y se menciona 08 estudios en ese país al respecto. La diferencia principal de estos estudios, respecto a la presente investigación es que la presente tesis no solo utilizó matrices de transición, sino que además se utilizó la herramienta VaR con simulación Montecarlo para proyectar la máxima pérdida total (esperada + inesperada).

Del mismo modo, comparando los resultados obtenidos en la presente tesis, respecto del estudio de Salazar, S. (2015), estudio desarrollado para una institución de microfinanzas en Ecuador, se encuentra similitudes en los resultados en cuanto se verifica que la pérdida esperada de la institución financiera (parámetros definidos por la Superintendencia de Bancos del Ecuador) exige mayor cobertura de provisiones para la cartera generada, en comparación al método de pérdida esperada generada mediante matrices de transición, incluso usando un LGD superior (79.51%) al propuesto en la presente tesis (55%). El mismo resultado se obtiene en el estudio realizado por Sotomayor, S. (2012), también desarrollado para un institución financiera en Ecuador, contemplando este estudio la estimación de 02 variables que componen la pérdida esperada (PD, LGD), haciendo uso de regresión logística binaria para el cálculo de la PD y trayendo a valor presente la recuperación, los gastos de recuperación y adjudicaciones de la garantía para el cálculo del LGD, el mismo que resulta ser inferior (51.23%) al tomado para el cálculo en la presente tesis (55%). Nuevamente la diferencia con estos estudios desarrollados en Ecuador, en la presente tesis se utilizó la herramienta VaR con simulación Montecarlo para proyectar la máxima pérdida total (esperada + inesperada).

Es importante mencionar, que son muchas las metodologías que han sido utilizadas para medir la probabilidad de incumplimiento dentro del análisis de riesgo de crédito, y no existe un consenso con respecto a cuál es la mejor.

La metodología que se eligió dependió de los objetivos del análisis y la información con la que se cuente para llevar a cabo el mismo, en este caso las variables de clasificación (0,1,2,3 y 4) son públicas y se registran a través del RCC (Reporte crediticio consolidado) a lo largo de muchos años. En comparación con variables que insumen a los modelos de score para el cual se encontrado una complejidad en su implementación y un cuestionamiento a su efectividad en microfinanzas, aún en su versión básica.

6.2. Conclusiones

- Se confirma la hipótesis presentada en el capítulo III: “Las provisiones resultantes (PE) Anexo N°5 (Resolución SBS N°11356-2008) no miden adecuadamente el riesgo de la cartera de créditos para una entidad de microfinanzas al cierre de febrero 2020 (PE SBS > PE modelo interno)”. Es decir, [la Pérdida Esperada calculada mediante Anexo N°05 – SBS] > [El cálculo de Pérdida Esperada mediante modelo interno].
- Se logró calcular la pérdida esperada para una entidad de microfinanzas utilizando matrices de transición estimando el nivel de riesgo de la cartera de créditos. Comparando el resultado

con el modelo regulatorio de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP. En este sentido se cumplió con el objetivo general de la presente tesis.

- Las matrices de transición permitieron capturar el comportamiento real de los clientes a través de los cambios en su clasificación con un periodo anual y se pronosticó el comportamiento futuro a través de una función de probabilidad, utilizando simulación Montecarlo. De esta forma permitió verificar los cambios en las categorías de clasificación de riesgo de bajo hacia un alto riesgo, mediante la búsqueda de probabilidades, lo que permite a la institución de microfinanzas generar alertas tempranas sobre el deterioro de la cartera de créditos, y ejecutar medidas correctivas oportunas al segmento de créditos con indicadores deteriorados, entre ellas promover la gestión de cobranza temprana e intensiva.
- Se estimó la probabilidad de incumplimiento de una cartera de créditos, empleando matrices de transición, lo que demuestra que constituyen una herramienta importante para un sistema de gestión de riesgo crediticio y estimación de las pérdidas que experimentan las entidades de microfinanzas dado el incumplimiento, siendo uno de los objetivos específicos establecidos.
- Se logró estimar la pérdida inesperada, utilizando VaR y simulación Montecarlo aplicado a una institución de microfinanzas peruana.
- Se observó que las instituciones de microfinanzas regulatoriamente consideran para el cálculo de las provisiones (pérdida esperada) los requerimientos establecidos por el ente de control (SBS); mas no se determina en función a un análisis de riesgo de la cartera de créditos.
- Se mostraron los resultados oficiales del anexo SBS N°5 y Reporte N°2A1, métodos regulatorios establecidos por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP para el cálculo de pérdida esperada e inesperada, siendo montos superiores al cálculo obtenido de la aplicación del modelo interno de la tesis.
- La normativa emitida por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS), no posee criterios individuales que tomen en consideración los productos, servicios, líneas de negocio y actividades económicas en las que operan las entidades de microfinanzas, los criterios expuestos por la SBS son de índole general o estándar, que no capturan las diferencias que presentan las empresas de microfinanzas, lo cual puede generar distorsiones en el cálculo del riesgo.
- El uso de métodos estadísticos en la Banca Múltiple para la gestión de riesgo de crédito se encuentra desarrollado, en especial en los créditos consumo, sin embargo, en la mayoría de las entidades de microfinanzas, el tipo de modelos como el propuesto tiene un uso limitado, considerando que no se cuenta con una base de datos histórica ordenada y confiable.

Referencias

- Allen, L., Boudoukh, J. & Saunders, A. (2004). *Quantifying Volatility in a VaR Model. Chapter 2. Understanding Market, Credit and Operational Risk: The Value at Risk Approach*. New York, NY: Wiley-Blackwell. Recuperado de [http://mbastudent.yolasite.com/resources/Quantifying%20volatility%20in%20value%20at%20risk%20models%20-%20Linda,Jacob,%20and%20Saunders%20\(Ch%202\).pdf](http://mbastudent.yolasite.com/resources/Quantifying%20volatility%20in%20value%20at%20risk%20models%20-%20Linda,Jacob,%20and%20Saunders%20(Ch%202).pdf)
- Astolfi, G., Lacerda, F. y Krause, K. (s.f). *El Nuevo Acuerdo de Basilea: un estudio de caso para el contexto brasilero*. Revista de Temas Financieros, volumen (02). Recuperado de http://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/EDIPUB_VOLUMEN2/8ASTOLFI.pdf.
- Avila, G. (2019). *Análisis de la probabilidad de incumplimiento de la cartera de crédito en una Cooperativa del segmento II mediante matrices de transición periodos 2013 – 2018*. (Tesis maestría). Universidad del Azuay, Cuenca, Ecuador. Recuperado de: <http://dspace.uazuay.edu.ec/handle/datos/9191>.
- Bank For International Settlements (BIS) (2001). *Working Paper on the Internal Ratings - Based Approach to Specialised Lending Exposures*. Recuperado de: https://www.bis.org/publ/bcbs_wp9.pdf.
- Behar, D. (2008). *Metodología de la Investigación*. Recuperado de <https://docer.com.ar/doc/nx580x>
- Calixto, M., & Casaverde, L. (2011). *Variables determinantes de la probabilidad de incumplimiento de un microcrédito en una entidad microfinanciera del Perú, una aproximación bajo el Modelo de Regresión Logística Binaria*. (Tesis maestría). Universidad del Pacífico, Lima, Perú.
- Comité de Basilea forma parte del Banco Internacional de Pagos (BIS). (s.f). *Basel III*. Recuperado de: https://www.bis.org/basel_framework/index.htm [Consulta: 9 de febrero de 2020].
- Díaz, A., & Zaldívar, G. (2003). *Matrices de transición entre calificación de deudores como herramienta de proyección de provisiones para una adecuada supervisión de riesgo crediticio*. (Tesis maestría). Universidad del Pacífico, Lima, Perú.
- Elizondo, A. (2005). *Medición Integral del Riesgo de Crédito*. México D.F.: Limusa.
- Grossman, R., Brennan, W. Vento, J. (1998), *Syndicated Bank Loan Recovery Study*, in: J.P. Morgan (Hrsg), *CreditMetrics*. New York.
- Jorion, Phillippe (2009). *Valor en riesgo, el nuevo paradigma para el control de riesgos con derivados*. México D.F.: Limusa.
- Lara, A (2008). *Medición y Control de Riesgos Financieros*. México D.F., México: Limusa
- Niño, V. (2011). *Metodología de la Investigación*. Bogotá, Colombia: Ediciones de la U.

- Resolución S.B.S. N° 272 -2017. Reglamento de Gobierno Corporativo y Gestión Integral de Riesgos. Diario Oficial El Peruano, Lima, Perú, 18 de enero de 2017. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
- Resolución S.B.S. N° 11356 -2008. Reglamento de Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones. Diario Oficial El Peruano, Lima, Perú, 19 de noviembre de 2008. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
- Salazar, S. (2015). *Modelo de Pérdida Esperada para una institución de microfinanzas*. (Tesis maestría). Universidad Andina Simón Bolívar, Ecuador, Ecuador. Recuperado de: <http://repositorio.uasb.edu.ec/handle/10644/4645>
- Samaniego, R., (2007). *El Riesgo de Crédito en el Marco de Acuerdo Basilea II*. Málaga, España: Editorial Delta.
- Sampieri, R.; Fernández, C. & Baptista, P. (2014). *Metodología de la Investigación*. (Sexta Edición.). México D.F.: Mc Graw Hill.
- Sotomayor, S. (2012). *Estimación de la Pérdida Esperada para una cartera de microcrédito basada en calificaciones internas*. (Tesis grado). Escuela Politécnica Nacional, Quito, Ecuador. Recuperado de <https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/4668/1/CD-4301.pdf>.
- Schroeck, G. (2002). *Risk Management and Value Creation in Financial Institutions*. New York, NY: John Wiley & Sons, Inc. Recuperado de <https://www.pdfdrive.com/risk-management-and-value-creation-in-financial-institutions-d21793145.html>.
- Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS). (s.f.). *Basilea II y Basilea III*. Recuperado de <http://www.sbs.gob.pe/regulacion/basilea-ii-y-basilea-iii> [Consulta: 9 de febrero de 2020].
- Támara, A., & Aristizábal, R. (2012). *Matrices de transición en el análisis del riesgo crediticio como elemento fundamental en el cálculo de la pérdida esperada en una institución financiera colombiana*. (Tesis maestría). Universidad de Medellín, Medellín, Colombia. Recuperado de: <https://revistas.udem.edu.co/index.php/ingenierias/article/view/669>
- Valencia, V., & Zambrano, J. (2012). *Cálculo de la Probabilidad de default para una cartera de créditos vehiculares*. (Tesis maestría). Escuela Superior Politécnica del Litoral, Guayaquil, Ecuador. Recuperado de: <http://www.dspace.espol.edu.ec/xmlui/handle/123456789/24961>
- Villalba, F. (2005). *Implicaciones del Nuevo Acuerdo sobre Normas y Convergencia de Capital (Basilea II) en Colombia*. Revista de Temas Financieros II (1)
Recuperado de https://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/EDIPUB_VOLUMEN2/11VILLALBA.pdf
- Villalba, F (s.f). *Revista de Temas Financieros. Implicaciones del Nuevo Acuerdo sobre Normas y Convergencia de Capital (Basilea II) en Colombia*. Recuperado de https://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/EDIPUB_VOLUMEN2/11VILLALBA.pdf

Anexos

ANEXO N° 1. Matrices de Transición

Transición (Feb.19 - Feb.20)

	0	1	2	3	4	Total
0	92.85%	2.86%	1.10%	1.16%	2.03%	100.00%
1	13.88%	66.61%	3.31%	3.05%	13.15%	100.00%
2	6.73%	1.89%	64.94%	4.30%	22.14%	100.00%
3	5.02%	0.62%	1.10%	55.75%	37.52%	100.00%
4	1.16%	0.05%	0.03%	0.10%	98.66%	100.00%
Total	79.42%	5.10%	2.18%	2.13%	11.17%	100.00%

Transición (Ene.19 - Ene.20)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.10%	2.74%	1.11%	1.04%	2.01%	100.00%
1	13.85%	65.22%	3.84%	3.10%	13.99%	100.00%
2	6.93%	1.75%	63.37%	4.24%	23.71%	100.00%
3	4.97%	0.51%	1.06%	58.39%	35.08%	100.00%
4	1.15%	0.05%	0.04%	0.10%	98.66%	100.00%
Total	79.93%	4.94%	2.18%	2.00%	10.95%	100.00%

Transición (Dic.18 - Dic.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.24%	2.80%	0.94%	1.05%	1.97%	100.00%
1	13.55%	64.05%	3.94%	3.38%	15.08%	100.00%
2	6.67%	1.55%	65.64%	4.40%	21.75%	100.00%
3	4.56%	0.53%	0.90%	57.98%	36.03%	100.00%
4	1.18%	0.05%	0.03%	0.10%	98.64%	100.00%
Total	80.43%	4.94%	1.99%	1.99%	10.64%	100.00%

Transición (Nov.18 - Nov.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.31%	2.63%	1.00%	1.10%	1.95%	100.00%
1	13.24%	65.04%	3.94%	3.49%	14.29%	100.00%
2	6.85%	1.65%	65.78%	4.34%	21.38%	100.00%
3	4.69%	0.41%	0.90%	57.61%	36.39%	100.00%
4	1.18%	0.06%	0.03%	0.09%	98.65%	100.00%
Total	80.87%	4.73%	2.02%	2.02%	10.37%	100.00%

Transición (Oct.18 - Oct.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.39%	2.62%	1.05%	1.00%	1.95%	100.00%
1	13.77%	64.25%	4.09%	3.41%	14.47%	100.00%
2	6.57%	1.84%	64.88%	4.48%	22.23%	100.00%
3	4.80%	0.53%	0.97%	58.57%	35.13%	100.00%
4	1.13%	0.06%	0.03%	0.09%	98.68%	100.00%
Total	81.24%	4.66%	2.04%	1.90%	10.16%	100.00%

Transición (Set.18 - Set.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.44%	2.66%	1.03%	1.00%	1.87%	100.00%
1	14.26%	64.28%	4.21%	3.46%	13.80%	100.00%
2	7.12%	1.98%	64.17%	4.61%	22.11%	100.00%
3	4.63%	0.59%	1.00%	56.71%	37.07%	100.00%
4	1.08%	0.07%	0.03%	0.07%	98.75%	100.00%
Total	81.61%	4.66%	1.99%	1.88%	9.86%	100.00%

Transición (Ago.18 - Ago.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.59%	2.63%	0.92%	1.00%	1.87%	100.00%
1	14.04%	63.98%	4.25%	3.51%	14.22%	100.00%
2	6.94%	2.06%	64.28%	4.93%	21.78%	100.00%
3	4.91%	0.60%	1.32%	56.08%	37.08%	100.00%
4	1.08%	0.06%	0.03%	0.08%	98.75%	100.00%
Total	82.08%	4.55%	1.86%	1.86%	9.65%	100.00%

Transición (Jul.18 - Jul.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.60%	2.63%	0.99%	1.01%	1.77%	100.00%
1	14.19%	63.45%	4.43%	3.74%	14.19%	100.00%
2	7.39%	2.32%	61.92%	5.17%	23.20%	100.00%
3	4.48%	0.74%	1.11%	54.48%	39.19%	100.00%
4	1.09%	0.05%	0.02%	0.08%	98.76%	100.00%
Total	82.40%	4.50%	1.90%	1.85%	9.36%	100.00%

Transición (Jun.18 - Jun.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.55%	2.74%	0.96%	1.05%	1.70%	100.00%
1	14.96%	62.38%	4.51%	3.92%	14.23%	100.00%
2	7.11%	2.49%	61.15%	5.17%	24.08%	100.00%
3	4.56%	0.66%	1.19%	53.03%	40.56%	100.00%
4	1.07%	0.05%	0.03%	0.08%	98.76%	100.00%
Total	82.66%	4.54%	1.85%	1.86%	9.09%	100.00%

Transición (May.18 - May.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.72%	2.59%	1.00%	1.06%	1.63%	100.00%
1	14.40%	62.48%	4.39%	3.99%	14.74%	100.00%
2	6.87%	2.42%	61.48%	5.16%	24.07%	100.00%
3	4.57%	0.67%	1.24%	51.21%	42.32%	100.00%
4	1.06%	0.05%	0.03%	0.08%	98.78%	100.00%
Total	83.17%	4.33%	1.85%	1.85%	8.80%	100.00%

Transición (Abr.18 - Abr.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.73%	2.64%	1.02%	1.03%	1.58%	100.00%
1	14.94%	62.15%	4.36%	4.04%	14.52%	100.00%
2	7.33%	2.53%	59.11%	5.54%	25.49%	100.00%
3	4.57%	0.63%	1.32%	50.54%	42.93%	100.00%
4	1.07%	0.06%	0.02%	0.07%	98.77%	100.00%
Total	83.50%	4.32%	1.84%	1.80%	8.54%	100.00%

Transición (Mar.18 - Mar.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	93.90%	2.62%	1.01%	0.99%	1.48%	100.00%
1	15.68%	60.00%	4.50%	4.46%	15.36%	100.00%
2	7.57%	2.47%	57.46%	5.98%	26.53%	100.00%
3	4.22%	0.75%	1.17%	48.81%	45.05%	100.00%
4	1.11%	0.06%	0.03%	0.06%	98.74%	100.00%
Total	83.94%	4.25%	1.80%	1.75%	8.26%	100.00%

Transición (Feb.18 - Feb.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.10%	2.41%	0.93%	1.00%	1.55%	100.00%
1	15.53%	61.67%	4.36%	3.98%	14.47%	100.00%
2	7.85%	2.32%	57.09%	5.94%	26.80%	100.00%
3	4.27%	0.65%	1.17%	48.64%	45.27%	100.00%
4	1.16%	0.03%	0.02%	0.06%	98.73%	100.00%
Total	84.62%	3.96%	1.69%	1.70%	8.03%	100.00%

Transición (Ene.18 - Ene.19)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.16%	2.46%	0.94%	0.89%	1.55%	100.00%
1	15.51%	59.84%	4.76%	3.90%	15.99%	100.00%
2	7.59%	2.27%	55.88%	5.93%	28.33%	100.00%
3	4.42%	0.82%	1.15%	49.60%	44.01%	100.00%
4	1.13%	0.04%	0.02%	0.06%	98.75%	100.00%
Total	84.96%	3.95%	1.68%	1.58%	7.84%	100.00%

Transición (Dic.17 - Dic.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.26%	2.48%	0.86%	0.86%	1.54%	100.00%
1	15.57%	58.45%	4.30%	4.45%	17.23%	100.00%
2	7.29%	2.20%	58.50%	5.56%	26.44%	100.00%
3	4.76%	0.56%	0.96%	49.39%	44.33%	100.00%
4	1.07%	0.03%	0.02%	0.06%	98.82%	100.00%
Total	85.41%	3.92%	1.56%	1.53%	7.58%	100.00%

Transición (Nov.17 - Nov.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.41%	2.34%	0.84%	0.87%	1.55%	100.00%
1	16.93%	57.90%	4.32%	4.21%	16.63%	100.00%
2	8.50%	2.45%	55.83%	5.49%	27.73%	100.00%
3	4.87%	0.71%	1.17%	49.08%	44.17%	100.00%
4	1.07%	0.04%	0.03%	0.08%	98.79%	100.00%
Total	85.86%	3.74%	1.51%	1.51%	7.38%	100.00%

Transición (Oct.17 - Oct.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.44%	2.35%	0.84%	0.81%	1.56%	100.00%
1	17.74%	56.42%	4.50%	4.22%	17.12%	100.00%
2	8.58%	2.28%	54.80%	5.97%	28.37%	100.00%
3	5.24%	0.64%	1.23%	49.66%	43.23%	100.00%
4	1.07%	0.04%	0.03%	0.08%	98.78%	100.00%
Total	86.18%	3.68%	1.49%	1.44%	7.21%	100.00%

Transición (Set.17 - Set.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.46%	2.32%	0.84%	0.85%	1.53%	100.00%
1	16.93%	56.79%	4.62%	4.43%	17.22%	100.00%
2	8.37%	2.53%	54.06%	6.41%	28.63%	100.00%
3	4.83%	0.77%	1.44%	46.90%	46.07%	100.00%
4	1.00%	0.04%	0.04%	0.07%	98.85%	100.00%
Total	86.52%	3.60%	1.45%	1.45%	6.97%	100.00%

Transición (Ago.17 - Ago.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.59%	2.25%	0.80%	0.84%	1.52%	100.00%
1	17.63%	55.63%	4.80%	4.54%	17.40%	100.00%
2	8.68%	2.65%	53.36%	6.33%	28.98%	100.00%
3	4.95%	0.83%	1.31%	46.43%	46.48%	100.00%
4	1.04%	0.03%	0.02%	0.06%	98.84%	100.00%
Total	86.92%	3.48%	1.40%	1.42%	6.79%	100.00%

Transición (Jul.17 - Jul.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.67%	2.22%	0.82%	0.85%	1.44%	100.00%
1	18.56%	53.49%	4.91%	4.93%	18.10%	100.00%
2	9.67%	2.77%	50.68%	6.52%	30.36%	100.00%
3	4.70%	0.68%	1.19%	44.74%	48.68%	100.00%
4	1.04%	0.04%	0.05%	0.08%	98.79%	100.00%
Total	87.27%	3.40%	1.39%	1.40%	6.53%	100.00%

Transición (Jun.17 - Jun.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.68%	2.23%	0.83%	0.85%	1.41%	100.00%
1	19.23%	52.89%	5.01%	5.08%	17.80%	100.00%
2	9.43%	2.91%	49.92%	6.79%	30.95%	100.00%
3	4.50%	0.81%	1.50%	42.84%	50.35%	100.00%
4	1.03%	0.07%	0.02%	0.11%	98.77%	100.00%
Total	87.57%	3.36%	1.37%	1.39%	6.30%	100.00%

Transición (May.17 - May.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.81%	2.16%	0.80%	0.87%	1.35%	100.00%
1	19.10%	51.39%	5.42%	5.30%	18.79%	100.00%
2	9.12%	3.01%	48.51%	7.47%	31.89%	100.00%
3	4.71%	1.03%	1.30%	40.82%	52.14%	100.00%
4	1.03%	0.04%	0.03%	0.09%	98.81%	100.00%
Total	88.02%	3.22%	1.32%	1.39%	6.06%	100.00%

Transición (Abr.17 - Abr.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.89%	2.10%	0.83%	0.86%	1.32%	100.00%
1	20.13%	49.99%	5.75%	5.41%	18.72%	100.00%
2	10.13%	3.59%	45.08%	7.56%	33.64%	100.00%
3	4.58%	0.85%	1.31%	40.09%	53.17%	100.00%
4	0.99%	0.06%	0.03%	0.07%	98.85%	100.00%
Total	88.35%	3.12%	1.33%	1.35%	5.85%	100.00%

Transición (Mar.17 - Mar.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.82%	2.19%	0.85%	0.87%	1.27%	100.00%
1	19.49%	49.07%	5.92%	6.00%	19.52%	100.00%
2	9.83%	3.30%	44.89%	7.78%	34.21%	100.00%
3	4.21%	0.96%	1.21%	39.99%	53.63%	100.00%
4	0.95%	0.07%	0.02%	0.08%	98.88%	100.00%
Total	88.63%	3.14%	1.30%	1.34%	5.59%	100.00%

Transición (Feb.17 - Feb.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	94.99%	1.99%	0.84%	0.86%	1.31%	100.00%
1	18.91%	50.53%	5.74%	5.45%	19.36%	100.00%
2	9.42%	3.55%	44.02%	8.48%	34.52%	100.00%
3	4.88%	0.88%	1.29%	40.37%	52.56%	100.00%
4	0.96%	0.05%	0.03%	0.09%	98.87%	100.00%
Total	89.23%	2.86%	1.26%	1.28%	5.38%	100.00%

Transición (Ene.17 - Ene.18)

	0	1	2	3	4	Total
0	95.07%	2.03%	0.82%	0.78%	1.30%	100.00%
1	18.83%	48.37%	6.31%	6.08%	20.40%	100.00%
2	9.61%	2.84%	44.16%	7.34%	36.05%	100.00%
3	4.89%	1.03%	1.47%	42.16%	50.45%	100.00%
4	0.97%	0.06%	0.03%	0.09%	98.85%	100.00%
Total	89.55%	2.84%	1.23%	1.19%	5.19%	100.00%

Transición (Dic.16 - Dic.17)

	0	1	2	3	4	Total
0	95.15%	2.08%	0.74%	0.77%	1.27%	100.00%
1	18.09%	48.03%	6.01%	5.74%	22.14%	100.00%
2	9.25%	2.33%	47.61%	8.24%	32.56%	100.00%
3	4.76%	1.07%	1.48%	40.83%	51.86%	100.00%
4	0.94%	0.08%	0.04%	0.06%	98.88%	100.00%
Total	89.95%	2.83%	1.11%	1.14%	4.97%	100.00%

Transición (Nov.16 - Nov.17)

	0	1	2	3	4	Total
0	95.22%	2.04%	0.76%	0.75%	1.23%	100.00%
1	20.11%	46.73%	6.25%	6.19%	20.72%	100.00%
2	9.93%	3.57%	44.16%	7.94%	34.39%	100.00%
3	4.88%	1.04%	1.87%	39.19%	53.02%	100.00%
4	0.96%	0.07%	0.04%	0.10%	98.84%	100.00%
Total	90.24%	2.75%	1.11%	1.11%	4.79%	100.00%

Transición (Oct. 16 - Oct. 17)

	0	1	2	3	4	Total
0	95.29%	2.05%	0.74%	0.70%	1.21%	100.00%
1	21.45%	44.78%	6.60%	6.21%	20.98%	100.00%
2	10.15%	3.45%	41.58%	8.64%	36.18%	100.00%
3	5.25%	1.19%	2.10%	38.51%	52.94%	100.00%
4	0.97%	0.07%	0.03%	0.12%	98.80%	100.00%
Total	90.54%	2.71%	1.08%	1.04%	4.63%	100.00%

Transición (Set. 16 - Set. 17)

	0	1	2	3	4	Total
0	95.44%	1.96%	0.72%	0.73%	1.15%	100.00%
1	22.27%	43.63%	7.14%	6.35%	20.61%	100.00%
2	11.27%	3.60%	38.77%	9.47%	36.89%	100.00%
3	5.30%	1.04%	1.91%	35.09%	56.65%	100.00%
4	0.97%	0.07%	0.03%	0.10%	98.83%	100.00%
Total	90.95%	2.56%	1.03%	1.05%	4.41%	100.00%

Transición (Ago. 16 - Ago. 17)

	0	1	2	3	4	Total
0	95.51%	1.95%	0.71%	0.72%	1.12%	100.00%
1	23.05%	41.32%	7.46%	6.81%	21.36%	100.00%
2	11.48%	3.98%	38.34%	9.67%	36.53%	100.00%
3	5.68%	1.37%	2.05%	33.42%	57.48%	100.00%
4	0.89%	0.06%	0.05%	0.10%	98.90%	100.00%
Total	91.23%	2.51%	0.99%	1.01%	4.25%	100.00%

Transición (Jul. 16 - Jul. 17)

	0	1	2	3	4	Total
0	95.59%	1.97%	0.73%	0.70%	1.01%	100.00%
1	26.14%	38.91%	7.17%	6.67%	21.11%	100.00%
2	12.24%	4.16%	33.52%	10.29%	39.79%	100.00%
3	5.27%	1.53%	1.95%	30.48%	60.77%	100.00%
4	0.78%	0.07%	0.08%	0.11%	98.96%	100.00%
Total	91.50%	2.49%	1.00%	0.98%	4.04%	100.00%

Transición (Jun. 16 - Jun. 17)

	0	1	2	3	4	Total
0	95.66%	1.96%	0.71%	0.71%	0.96%	100.00%
1	25.74%	36.87%	7.97%	7.43%	21.99%	100.00%
2	12.84%	4.44%	31.39%	10.10%	41.25%	100.00%
3	5.25%	1.40%	2.09%	28.01%	63.25%	100.00%
4	0.78%	0.12%	0.05%	0.11%	98.95%	100.00%
Total	91.82%	2.42%	0.95%	0.97%	3.84%	100.00%

Transición (May. 16 - May. 17)

	0	1	2	3	4	Total
0	95.77%	1.92%	0.71%	0.71%	0.90%	100.00%
1	25.82%	34.63%	8.48%	7.65%	23.42%	100.00%
2	12.58%	5.23%	27.87%	10.75%	43.57%	100.00%
3	4.83%	1.58%	2.17%	25.41%	66.00%	100.00%
4	0.76%	0.09%	0.04%	0.08%	99.04%	100.00%
Total	92.19%	2.31%	0.92%	0.95%	3.64%	100.00%

Transición (Abr. 16 - Abr. 17)

	0	1	2	3	4	Total
0	95.80%	1.94%	0.73%	0.69%	0.85%	100.00%
1	26.90%	33.09%	8.67%	7.73%	23.62%	100.00%
2	12.47%	4.96%	25.01%	11.63%	45.92%	100.00%
3	5.02%	1.64%	1.94%	23.03%	68.38%	100.00%
4	0.73%	0.09%	0.05%	0.08%	99.06%	100.00%
Total	92.45%	2.28%	0.91%	0.90%	3.45%	100.00%

Transición (Mar.16 - Mar.17)

	0	1	2	3	4	Total
0	96.01%	1.89%	0.67%	0.63%	0.79%	100.00%
1	29.50%	28.47%	9.18%	8.10%	24.74%	100.00%
2	12.87%	6.25%	20.96%	11.47%	48.45%	100.00%
3	5.36%	1.57%	2.35%	20.44%	70.29%	100.00%
4	0.68%	0.07%	0.03%	0.08%	99.14%	100.00%
Total	92.87%	2.17%	0.84%	0.83%	3.28%	100.00%

Transición (Feb.16 - Feb.17)

	0	1	2	3	4	Total
0	96.25%	1.71%	0.65%	0.58%	0.82%	100.00%
1	29.49%	24.42%	10.10%	9.04%	26.96%	100.00%
2	12.64%	6.21%	17.03%	11.87%	52.25%	100.00%
3	5.11%	1.71%	2.50%	18.13%	72.54%	100.00%
4	0.58%	0.07%	0.03%	0.13%	99.20%	100.00%
Total	93.40%	1.91%	0.79%	0.75%	3.15%	100.00%

ANEXO N° 2. Ajuste de Distribución de Variables Múltiples

Ajuste de Distribución de Variables Múltiples

Resumen Estadístico

Nombre de la Variable	Normal	Nombre de la Variable	C.P.P.	Nombre de la Variable	Deficiente	
Mejor Supuesto Ajustado	0.03	Mejor Supuesto Ajustado	0.25	Mejor Supuesto Ajustado	0.87	
Distribución Ajustada Multiplicativa de Beta		Distribución Ajustada Multiplicativa de Beta		Distribución Ajustada Beta Desplazada		
Ubicación	0.03	Ubicación	0.22	Ubicación	0.86	
Factor	0.01	Factor	0.07	Alfa	1.73	
Alfa	0.51	Alfa	0.73	Beta	280.88	
Beta	0.42	Beta	0.75			
Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.06	Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.07	Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.10	
Prueba Estadística de P-Value	0.9991	Prueba Estadística de P-Value	0.9903	Prueba Estadística de P-Value	0.8375	
	Real	Teórica	Real	Teórica	Real	Teórica
Media	0.03	0.03	0.25	0.25	0.87	0.87
Desviación Estándar	0.00	0.00	0.02	0.02	0.00	0.00
Asimetría	-0.26	-0.18	0.19	0.02	0.86	1.50
Curtosis	-1.45	-1.49	-1.23	-1.34	-0.40	3.34
Nombre de la Variable		Nombre de la Variable		Pérdida		
Mejor Supuesto Ajustado	0.92	Mejor Supuesto Ajustado	0.99			
Distribución Ajustada Multiplicativa de Beta		Distribución Ajustada Gumbel Máxima				
Ubicación	0.92	Alfa	0.99			
Factor	0.01	Beta	0.00			
Alfa	0.57					
Beta	0.92					
Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.08	Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.08			
Prueba Estadística de P-Value	0.9634	Prueba Estadística de P-Value	0.9781			
	Real	Teórica	Real	Teórica		
Media	0.92	0.92	0.99	0.99		
Desviación Estándar	0.00	0.00	0.00	0.00		
Asimetría	0.65	0.44	0.22	1.14		
Curtosis	-0.70	-1.11	-0.99	2.40		

Matriz de Correlación

	Normal	C.P.P.	Deficiente	Dudoso	Pérdida
Normal	1				
C.P.P.	0.9731	1			
Deficiente	0.7713	0.8655	1		
Dudoso	0.8568	0.9270	0.9622	1	
Pérdida	0.1563	0.3147	0.6815	0.5856	1

ANEXO N° 2. GUIA DE ENTREVISTA

Buenos días. queremos agradecerle por el tiempo que nos ha brindado para realizar esta entrevista. Asimismo, quiero mencionar que los comentarios e información que nos brinde serán valiosos para el proyecto de tesis y será de uso estrictamente académico.

Información de la Entrevista

Lugar: Virtual

Fecha y hora de inicio de la entrevista: 15/01/2020 – 10:00 a.m.

Fecha y hora de culminación de la entrevista: 15/01/2020 – 11:00 a.m.

Información del Entrevistado

Nombre y Apellidos: Gustavo Ernesto Rumiche Romero

Edad: 50

Profesión / Especialización: Economista/MBA

Cargo: Gerente de Riesgos

Tiempo en el cargo actual: 2.5 años

Tiempo en la institución: 2.5 años

Número de empleados a su cargo: 49 colaboradores

Años de experiencia laboral en general: 24 años

<u>Preguntas</u>
1. ¿Usted conoce si las instituciones financieras trabajan con IRB Fundamental?
Respuesta. Tengo entendido que algunas instituciones financieras, sobre todos las que tienen una importante participación en el sistema financiero, trabajan directa o indirectamente con metodologías ligadas a Basilea, como el IRB Fundamental.
2. ¿Usted considera que es aplicable este tipo de metodologías a las microfinanzas?
Respuesta. Considero que son perfectamente aplicables y sumamente útiles si se desea analizar y prevenir el riesgo de crédito, así como, dar soporte técnico en la toma de decisiones estratégicas.
3. ¿Cuáles son los principales problemas en aplicar estos modelos en las instituciones de microfinanzas?
Respuesta. El principal problema en la actualidad se centra en la data, debido a que los sistemas transaccionales no han diseñados originalmente desde un punto de vista de administración de riesgos, por lo que hay data incompleta, no necesariamente confiable y que requiere una limpieza previa antes de ser utilizada para cualquier metodología o modelo.
4. ¿Cuán útiles son en su experiencia las metodologías de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP en la gestión de riesgo de crédito?
Respuesta. Las metodologías de la Superintendencia son estándar de tal forma que todas las instituciones reguladas puedan aplicarlas para la construcción de reportes a ser enviados a la

SBS con una frecuencia preestablecida. Estos reportes son utilizados por la Superintendencia para consolidar aspectos de todo el sistema con fines de regulación y control. Por este motivo, su utilidad al interior de una institución se ve limitada para customizar la realidad individual de una institución en particular, tal vez por eso se permite la construcción de modelos internos.

5. En su opinión ¿cuál es la perspectiva en el uso de metodologías en microfinanzas?

Respuesta. En mi opinión es una obligación impostergable debido al nuevo contexto más competitivo entre las instituciones financieras y un mayor autoconocimiento de los clientes de su importancia y de los servicios financieros.

6. En su experiencia ¿Qué tasa de recuperación se estima en una institución de microfinanzas?

Respuesta. En mi experiencia la tasa de recuperación en una institución de microfinanzas es menor que la observada en una institución bancaria, en ese sentido un 45% es preferible de asumir vs un 55% implícito en la documentación SBS para el IRB fundamental ($LGD=45\%=1-55\%$)