

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS

ESTIMACIÓN DE LA PÉRDIDA ESPERADA PARA UNA CARTERA DE MICROCRÉDITO BASADA EN CALIFICACIONES INTERNAS

**TESIS DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO
MATEMÁTICO**

SERGIO ALEJANDRO SOTOMAYOR RUIZ

saspepe@hotmail.com

Director: Ing. Mat. Marcelo Velásquez Zambrano.

marcevz@yahoo.com

Co-director: Mat. Holger Benalcázar Paladines.

holger.benalcazar@epn.edu.ec

DECLARACIÓN

Yo Sergio Alejandro Sotomayor Ruiz, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

SERGIO ALEJANDRO SOTOMAYOR RUIZ

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Sergio Alejandro Sotomayor Ruiz, bajo mi supervisión.

Ing. Mat. Marcelo Velásquez Zambrano.

DIRECTOR

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Sergio Alejandro Sotomayor Ruiz, bajo mi supervisión.

Mat. Holger Benalcázar Paladines.

CO-DIRECTOR

AGRADECIMIENTOS

Hago extensivo mi agradecimiento a la institución financiera en la que me encuentro colaborando en este momento, por su apoyo y confianza, a Marcelo Velásquez por compartir su conocimiento.

DEDICATORIA

A mis padres, Angélica y mis hermanos

Sergio

LISTA DE ILUSTRACIONES	III
LISTA DE TABLAS.....	IV
LISTA DE ANEXOS	VI
RESUMEN	VII
ABSTRACT	VIII
1 JUSTIFICACIÓN Y OBJETIVOS DEL ESTUDIO.....	1
2 DESCRIPCIÓN DE REGULACIONES INTERNAS Y EXTERNAS.....	5
2.1 CONCEPTO DE RIESGO	5
2.2 TIPOS DE RIESGO	8
2.2.1 RIESGO ESPECÍFICO O DIVERSIFICABLE	9
2.2.1.1 RIESGO ECONÓMICO.....	9
2.2.2 RIESGO SISTEMÁTICO O NO DIVERSIFICABLE	10
2.2.2.1 RIESGO DE MERCADO	10
2.2.2.1.1 RIESGO TASA DE INTERÉS.....	11
2.2.2.1.2 RIESGO DE MERCANCÍAS Y ACCIONES	11
2.2.2.2 RIESGO DE CRÉDITO	12
2.2.2.2.1 PÉRDIDA ESPERADA (PE).....	12
2.2.2.2.2 PÉRDIDA INESPERADA	14
2.2.2.2.3 CAPITAL REGULATORIO Y ECONÓMICO	15
2.2.2.3 RIESGO OPERACIONAL	15
2.2.2.3.1 RIESGO TECNOLÓGICO	15
2.2.2.3.2 RIESGO DE PERSONAS.....	16
2.2.2.3.3 RIESGO DE EVENTOS EXTERNOS	16
2.2.2.4 RIESGO DE LIQUIDEZ.....	16
2.3. ASPECTOS RELEVANTES DE LAS NORMAS DE LA SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS	17
2.3.1 NORMAS GENERALES	18
2.3.2 SOBRE LA ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO.....	21
2.3.3 SOBRE LA CALIFICACIÓN DE ACTIVOS DE RIESGO Y CONSTITUCIÓN DE PROVISIONES EN LA CARTERA DE MICROCRÉDITO	25
2.4. ANÁLISIS DE LOS ACUERDOS DEL MARCO DE BASILEA II	29
2.4.1 PILAR I. REQUERIMIENTOS MÍNIMOS DE CAPITAL	31
2.4.2 PILAR II. SUPERVISIÓN	33
2.4.3 PILAR III. DISCIPLINA DE MERCADO	33
2.4.4 MEDICIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO EN EL ACUERDO DE BASILEA II...	34
2.4.4.1 MÉTODO ESTÁNDAR.....	35
2.4.4.2 MÉTODO BASADO EN CALIFICACIONES INTERNAS.....	35
2.4.4.2.1 IRB-MÉTODO BÁSICO	36

2.4.4.2.2 IRB-MÉTODO AVANZADO	37
3 ESTIMACIÓN DE LAS VARIABLES DE RIESGO PARA EL CÁLCULO DE LA PÉRDIDA ESPERADA	41
3.1. ESTIMACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO (PD).....	42
3.1.1 SELECCIÓN DE LA POBLACIÓN.....	44
3.1.2 DETERMINACIÓN DE LA POBLACIÓN	46
3.1.3 DETERMINACIÓN DE INCUMPLIMIENTO.....	48
3.1.4 MORA MÁXIMA HISTÓRICA.....	51
3.1.5 MORA PROMEDIO HISTÓRICA.....	52
3.1.6 DEFINICION DE BUENOS Y MALOS CLIENTES	52
3.1.7 DISTRIBUCIÓN DEL INDICADOR DE BUENOS Y MALOS	57
3.1.8 ANÁLISIS DE COMPORTAMIENTO DE VARIABLES	57
3.1.9 ANÁLISIS UNIVARIANTE	58
3.1.10 ANÁLISIS DE CORRELACIÓN	66
3.1.11 CONSTRUCCIÓN DEL MODELO SCORE COMPORTAMIENTO (PD) MEDIANTE REGRESIÓN LOGÍSTICA.....	68
3.1.11.1 SELECCIÓN DE LA MUESTRA	68
3.1.11.2 CATEGORIZACIÓN Y CODIFICACIÓN DE LAS VARIABLES DEL MODELO DE PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO	70
3.1.11.3 MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA BINARIA	83
3.2 CÁLCULO DE LA EXPOSICIÓN DADO EL INCUMPLIMIENTO (EAD).	88
3.3 CÁLCULO DE LA PÉRDIDA DADO EL INCUMPLIMIENTO (LGD).....	90
4. ESTIMACIÓN DE LA PÉRDIDA ESPERADA (PE)	94
4.1 GENERACIÓN DE LA PÉRDIDA ESPERADA.....	94
4.2 VALIDACIÓN DEL MODELO DE PÉRDIDA ESPERADA	103
4.2.1 VALIDACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO.....	104
4.2.2 VALIDACIÓN DE PÉRDIDA DADO EL INCUMPLIMIENTO (LGD).....	125
4.2.3 VALIDACIÓN DE EXPOSICIÓN ANTE EL INCUMPLIMIENTO (EAD)	130
4.3 CREACIÓN DE PERFILES DE CLIENTES POR RANGOS DE PÉRDIDA ESPERADA	132
5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	138
5.1 CONCLUSIONES	138
5.2 RECOMENDACIONES	143
REFERENCIAS	146

LISTA DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Clasificación de riesgos	9
Ilustración 2. Esquema del acuerdo de Basilea II	34
Ilustración 3. Periodos de observación y corte	45
Ilustración 4. Tasa de malos-estado civil	60
Ilustración 5. Tasa de malos-sexo del cliente	61
Ilustración 6. Tasa de malos-edad del cliente.....	63
Ilustración 7. Tasa de malos-indicador de reestructura	64
Ilustración 8. Distribución de pérdidas	95
Ilustración 9. Distribución coeficiente K-S	114
Ilustración 10. Gráfico Índice de Gini	115
Ilustración 11. Curva COR modelo PD	119
Ilustración 12. Proceso de validación LGD	126
Ilustración 13. Distribución de la LGD.....	129
Ilustración 14. Perfiles de clientes	134
Ilustración 15. Pérdida esperada por perfil de cliente.....	136
Ilustración 16. Pérdida por calificación en cada modelo	142

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Objetivos y funciones de la administración de riesgo	6
Tabla 2. Parámetros de calificación	26
Tabla 3. Tabla de pérdida esperada.....	28
Tabla 4. Porcentaje de provisiones	29
Tabla 5. División de variables.....	43
Tabla 6. Cantidad de clientes por número de préstamos concedidos	47
Tabla 7. Créditos otorgados por año	48
Tabla 8. Deterioro de la cartera.....	50
Tabla 9. Mora máxima histórica	51
Tabla 10. Mora promedio histórica	52
Tabla 11. No. de clientes vs. moras	54
Tabla 12. Pérdida vs. Moras.....	55
Tabla 13. Definición del indicador de buenos y malos clientes.....	56
Tabla 14. Distribución buenos y malos	57
Tabla 15. Análisis univariado-estado civil.....	60
Tabla 16. Análisis univariado-sexo cliente	61
Tabla 17. Análisis univariado-edad del cliente	62
Tabla 18. Análisis univariado-indicador reestructura	63
Tabla 19. Variables finales del análisis univariado	65
Tabla 20. Correlaciones variables días mora promedio.....	67
Tabla 21. Correlaciones variables microempresa	68
Tabla 22. Distribución de la muestra	69
Tabla 23. Niveles de discriminación	71
Tabla 24. Discriminación variable estado civil	71
Tabla 25. Discriminación variable caja bancos.....	72
Tabla 26. Codificación de categorías	73
Tabla 27. Codificación edad del cliente	74
Tabla 28. Codificación estado civil	74
Tabla 29. Codificación tipo de vivienda	74
Tabla 30. Codificación tiene teléfono	75
Tabla 31. Codificación provincia de residencia	75
Tabla 32. Codificación oficina de apertura	76
Tabla 33. Grupo por oficina	76
Tabla 34. Codificación de reestructura	77
Tabla 35. Codificación de reestructura	77
Tabla 36. Codificación de monto máximo de cuota	77
Tabla 37. Codificación mora máxima U3M	78
Tabla 38. Codificación días mora promedio.....	78
Tabla 39. Codificación frecuencia atrasos 31-60 días U6M	79

Tabla 40. Codificación frecuencia atrasos 61-90 días U6M	79
Tabla 41. Codificación caja / bancos	79
Tabla 42. Codificación dependencia del negocio	80
Tabla 43. Codificación gastos generales	80
Tabla 44. Codificación dependencia de otros ingresos	81
Tabla 45. Codificación cuota a excedente	81
Tabla 46. Codificación deudas a liquidez	82
Tabla 47. Codificación Número de microcréditos	82
Tabla 48. Codificación deuda mala	82
Tabla 49. Calificaciones por variable	86
Tabla 50. Cálculo de la LGD	93
Tabla 51. Comparativo del % de riesgo	101
Tabla 52. Comparativo de provisiones	102
Tabla 53. Pérdida esperada por cliente	103
Tabla 54. Prueba Omnibus	105
Tabla 55. Prueba de Hosmer-Lemeshow	106
Tabla 56. Coeficientes R^2	108
Tabla 57. Tabla de clasificación	109
Tabla 58. Valoración predictiva del modelo	110
Tabla 59. Tabla de coeficientes K-S	112
Tabla 60. Coeficiente K-S	113
Tabla 61. Coeficiente de Gini	116
Tabla 62. Eficiencia predictiva	119
Tabla 63. Valores para capacidad predictiva	120
Tabla 64. Índice de estabilidad poblacional.	122
Tabla 65. Test binomial por rango	124
Tabla 66. Indicadores LGD	130
Tabla 67. Perfiles de clientes por rango de PD	136

LISTA DE ANEXOS

ANEXO 1: LISTADO DE VARIABLES	148
ANEXO 2: MATRIZ DE CORRELACIONES PARA PRUEBA DE HOSMER-LEMSHOW	158

RESUMEN

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 llamado método IRBa.

La pérdida esperada está relacionada con tres componentes de riesgo: la probabilidad de cumplir o no una obligación financiera o probabilidad de incumplimiento (PD), la exposición dado el incumplimiento (EAD) y la pérdida dado el incumplimiento (LGD), estas componentes son estimadas o calculadas de acuerdo a la naturaleza de cada una.

En el desarrollo se contempla la utilización de una metodología estadística para la estimación de la probabilidad de incumplimiento; para el caso de la pérdida dado el incumplimiento y de la exposición dado el incumplimiento, se presentan métodos internos de cálculo basados en análisis financieros.

Los resultados obtenidos se basan en datos reales de una cartera de microcrédito, los mismos que son evaluados y validados mediante la utilización de varias técnicas estadísticas las mismas que garantizan la consistencia de los resultados en el tiempo.

ABSTRACT

The following work deals with the creation of expected loss model for a microcredit portfolio based on agreements and recommendations stipulated in the Basel II framework, which state that financial institutions have to create their own internal rating method for estimating the expected loss, method called IRBa.

Expected loss is related to three components of risk: probability of meeting the criteria to fulfill or not a financial obligation or probability of default (PD), exposure at default (EAD) and loss given default (LGD); these components are estimated or calculated according to nature of each one of them.

During such development is contemplated use of a statistical methodology for probability for un-fulfillment estimating; in case of loss given default and exposure given default, there are internal methods of calculation based on financial analysis.

Results are based on real data from a microcredit portfolio. They are evaluated and validated using various statistical techniques that guarantee consistency of results over time.

1 JUSTIFICACIÓN Y OBJETIVOS DEL ESTUDIO

En los momentos actuales las entidades financieras apoyan su decisión de concesión de un crédito en modelos matemáticos que predicen su probabilidad de impago a partir del comportamiento histórico de una cartera, con el objetivo de disminuir pérdidas y mejorar la cuenta de resultados. La cuestión es saber si un procedimiento similar es compatible con el negocio de las entidades de microfinanzas.

Por otra parte, las limitaciones existentes en cuestión de información teórica han conducido a crear modelos y aplicaciones de medición de riesgo de impago en el negocio de las microfinanzas que no son adecuadas para la toma de decisiones, ya que, como apunta Schreiner (2000), los modelos de credit scoring en microfinanzas apoyan la decisión del analista de créditos, pero no la sustituye.

El presente documento tiene por objetivo describir los procesos más relevantes y la metodología relacionada a éstos, empleados para la construcción de un modelo que toma el nombre de “Método basado en calificaciones internas” o IRBa¹.

A partir del modelo desarrollado esta investigación tiene el objetivo de calcular la pérdida esperada (PE) de la cartera de microcrédito de una institución financiera, esto se logrará con la estimación de los componentes de riesgo que se incorpora en este modelo, incluyen cálculos de la probabilidad de incumplimiento (PD), pérdida en caso de incumplimiento (LGD) y exposición al riesgo de crédito (EAD).

¹ “Internal Ratings-Based approach-Basilea II”

El desarrollo de esta investigación incluye, la descripción de propósitos, se precisan conceptos con los que se trabaja y se describe el procedimiento general de manejo de la información.

El modelo que se dispone a construir está basado en el conocimiento de las características de los créditos otorgados a los clientes del Banco en el momento de su desembolso y su comportamiento de pago después de cierto tiempo transcurrido el desembolso.

El modelo pretende explicar el comportamiento de pago de un cliente de la cartera de microcrédito del Banco y con estos antecedentes predecir un valor de pérdida esperada más real al que se acoge hoy en día la institución financiera, misma que viene dado por las provisiones² exigidas por la Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS)³.

El objetivo que se plantea en este estudio es de generar un método cuantitativo basado en una calificación interna (IRBa - Internal ratings based approach) el mismo que se basa en normas estándares internacionales propuestas por el Comité de Basilea con el cual se pueda valorar la pérdida esperada de la cartera de microcrédito de la institución financiera.

Otros puntos que se deberá estudiar en el transcurso de esta investigación son:

- Utilizar en mayor medida estimaciones propias de riesgo a través de sistemas internos de calificación.
- Dar a conocer cuáles son las variables más determinantes en la cuantificación del riesgo de crédito.

² La provisión es un valor contable que se hace en el pasivo, en gastos, como reconocimiento de un riesgo tanto cierto como incierto, en otras palabras, la provisión representa el valor monetario sobre el riesgo de no cobrar las obligaciones financieras.

³ Ente regulador de las instituciones financieras que tienen domicilio en la República del Ecuador.

- Generar provisiones para cubrir las posibles pérdidas de una forma técnica y más real que el esquema de constitución de provisiones de la normativa de la SBS.

Este trabajo se centra en el análisis del riesgo de crédito⁴, el cual se deriva la posibilidad de que un deudor no cumpla con sus obligaciones crediticias. El riesgo de crédito en las entidades cuyo negocio se centra en las microfinanzas se manifiesta de la misma forma que en el ámbito bancario general, lo que se busca es reducir las pérdidas mediante una adecuada gestión de la administración del riesgo.

Si bien la limitación de datos era un problema significativo en la elaboración de sistemas de calificación estadísticos hace una década, hoy en día la propia administración de datos en cada institución financiera hace que la elaboración de estos sistemas y métodos de evaluación se vuelva más una cuestión de la elección del tipo de metodología a aplicar que un dilema sobre las limitaciones de datos.

La calidad de la información genera un grado de seguridad en la predicción de los modelos, la disponibilidad de la información sobre el cliente es crítica a la hora de generar metodologías de predicción, en el caso de modelos matemáticos para instituciones financieras la información histórica crediticia de un cliente es la que genera el mayor poder predictivo, para obtener un alto nivel sobre el poder predictivo se debe tener en consideración por lo menos la información referente a:

- Información socio-demográfica del cliente.
- Información del comportamiento de pago del cliente.
- Información externa (burós de crédito o central de riesgos).

⁴ Definición en sección 2.2.2.2 RIESGO DE CRÉDITO

La elaboración de un modelo matemático para una entidad financiera consta generalmente de dos etapas. La primera de ellas se refiere al desarrollo del modelo, en donde básicamente se extrae y recopila la información y se realiza la clasificación o categorización del cliente. En la segunda etapa se valora el modelo desarrollado mediante pruebas de control que avalan la consistencia estadística del modelo, se estudian los resultados para poder aplicarlos en alguna norma o política interna de la institución financiera y finalmente se aplican los resultados en alguna estrategia comercial.

La elaboración de modelos matemáticos que ayuden a la evaluación del riesgo de crédito ha permitido que la industria bancaria tenga menores impactos sobre las pérdidas esperadas en sus balances, los resultados que arrojen los modelos son de vital importancia para la administración del riesgo ya que éstos permitirán evaluar el desempeño del capital que está en riesgo y analizar la rentabilidad de la institución.

En el capítulo tres se desarrolla la metodología para la construcción de un modelo matemático capaz de predecir la pérdida esperada para un cliente que tiene obligaciones financieras con una entidad bancaria.

2 DESCRIPCIÓN DE REGULACIONES INTERNAS Y EXTERNAS

2.1. CONCEPTO DE RIESGO

La palabra riesgo proviene del latín “risicare” que significa “atreverse”, el riesgo es la probabilidad de un evento adverso y sus consecuencias. En finanzas, el concepto de riesgo está relacionado con la posibilidad de que ocurra un evento que se traduzca en consecuencias negativas o pérdidas para las instituciones financieras. El riesgo es producto de la incertidumbre que existe sobre el valor de los activos⁵ financieros; a mayor incertidumbre, mayor riesgo.

En la actualidad cada institución financiera tiene a su disposición un departamento encargado en la administración del riesgo, que se dedica al manejo y cobertura del riesgo financiero⁶, el manejo de riesgo no solo identifica y cuantifica el riesgo, sino que permite gestionar el negocio maximizando el esfuerzo y las estrategias implantadas para minimizar las pérdidas inherentes al negocio de las instituciones financieras.

El manejo y administración del riesgo permite también identificar los riesgos a los que la institución financiera está expuesta, esto debe estar acompañado de la medición y seguimiento de cada factor que incurre en un nuevo evento generador del riesgo en la institución financiera. Por tal motivo, la institución financiera debe determinar un nivel de riesgo adecuado para cada evento generador de riesgo.

⁵ Se considera activo a aquellos bienes que tienen una alta probabilidad de generar un beneficio económico a futuro.

⁶ Impacto sobre el rendimiento financiero de cualquier institución o entidad expuesta a determinados tipos de riesgo.

A continuación se presenta un cuadro donde se puede distinguir los objetivos y funciones de la administración del riesgo financiero.

OBJETIVOS	FUNCIONES
Identificar los diferentes tipos de riesgo que pueden afectar la operación y/o resultados esperados de una entidad o inversión.	Determinar el nivel de tolerancia o aversión al riesgo.
Medir y controlar el riesgo "no sistemático", mediante la instrumentación de técnicas y herramientas, políticas e implementación de procesos.	Determinación del capital para cubrir un riesgo.
	Monitoreo y control de riesgos.
	Garantizar rendimientos sobre capital a los accionistas.
	Identificar alternativas para reasignar el capital y mejorar rendimientos.

Fuente: Fragoso (2002).

Tabla 1. Objetivos y funciones de la administración de riesgo

En las decisiones financieras hay una relación entre riesgo y rentabilidad. Generalizando, se puede decir que a mayor riesgo mayor rentabilidad. Lo esencial en la administración del riesgo es tomar la decisión conociendo los riesgos y sus implicaciones en los resultados financieros de la institución.

La administración del riesgo depende de un proceso para la mitigación de los mismos, es decir, un proceso paso a paso el cual permita identificar, evaluar, seleccionar el método y hacer el seguimiento del evento generador de riesgo. A continuación se explica cada uno de los pasos:

- *Identificación del riesgo*: determinar el o los eventos más relevantes que generan incertidumbre.
- *Evaluación del riesgo*: cuantificación (costos) del evento generador del riesgo.
- *Selección de método para la administración del riesgo*: postura y método más adecuado para minimizar los riesgos.
- *Seguimiento*: evaluación y revisión periódica de los resultados obtenidos por el método escogido para la mitigación del riesgo.

La administración del riesgo, implica un control del riesgo financiero para que la posibilidad de contingencia desfavorable, cuando ocurra, no sobrepase las pérdidas esperadas y afecte a la solvencia y credibilidad de la institución financiera. Se requiere, por tanto, políticas preventivas y control permanente de los eventos generadores de riesgo.

El concepto de riesgo sigue siendo el denominador común de la actividad bancaria y el arte consiste en obtener una compensación adecuada al nivel de riesgo que se asume. Como ya anticipaba Casserly (1993), la excelencia en banca reside inexcusablemente en la capacidad selectiva de absorber riesgos, intermediarlos o recomendar a los clientes cómo trabajar con ellos.

2.2. TIPOS DE RIESGO

La administración del riesgo financiero se dedica al manejo o cobertura de los riesgos o eventos que pueden suceder en un tiempo t dentro de una institución financiera.

“La incertidumbre existe siempre que no se sabe con seguridad lo que ocurrirá en el futuro. El riesgo es la incertidumbre que “importa” porque incide en el bienestar de la gente..... Toda situación riesgosa es incierta, pero puede haber incertidumbre sin riesgo”. (Bodie, 1998). Las instituciones financieras deben conocer a qué tipo de riesgos se enfrentan para poder manejar de manera sólida la exposición de sus activos, en esta parte del documento se define cada tipo de riesgo a la que las instituciones financieras están expuestas. En esta sección se pondrá mayor énfasis en el riesgo de crédito, sobre el cual se basan los estudios y análisis de los siguientes capítulos.

A priori se puede hacer una clasificación general de los tipos de riesgo que se pueden identificar en una institución financiera:

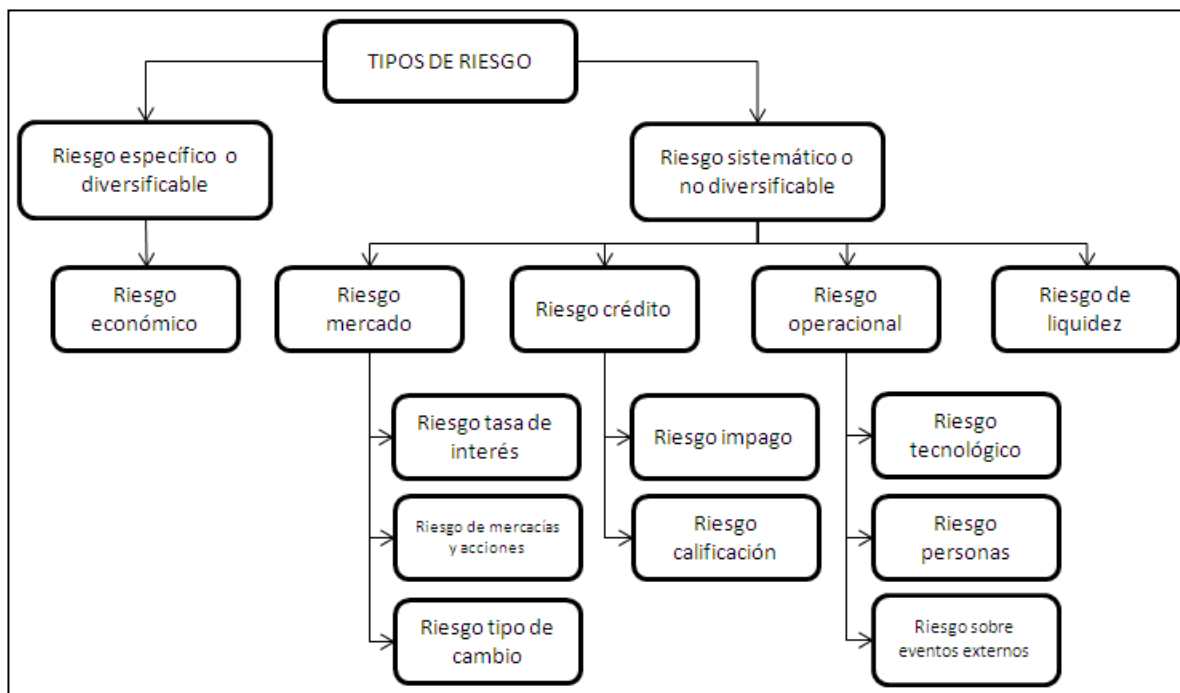


Ilustración 1. Clasificación de riesgos

2.2.1 RIESGO ESPECÍFICO O DIVERSIFICABLE

Es el riesgo que afecta a un valor en concreto o específico, es aquella parte del riesgo que puede ser eliminado mediante una diversificación apropiada. Puede ser causado por pleitos legales, huelgas, comercialización exitosa o no exitosa los eventos malos pueden ser compensados con eventos buenos.

2.2.1.1 RIESGO ECONÓMICO

El riesgo económico hace referencia a la incertidumbre producida en el rendimiento de los valores invertidos por la institución financiera, debida a los cambios producidos en la situación económica del sector donde se desenvuelve la actividad de la institución.

Así, por ejemplo, dicho riesgo puede provenir de: la política de gestión de la empresa, productos existentes en el mercado, la aparición de nuevos competidores, etcétera. El riesgo económico es una consecuencia directa de las decisiones de inversión.

2.2.2 RIESGO SISTEMÁTICO O NO DIVERSIFICABLE

El riesgo sistemático o no diversificable es aquella parte del riesgo que no puede ser eliminado mediante diversificación. Puede ser causado por guerras, inflación, recesiones, tasas de interés altas. Este tipo de riesgo depende de las tendencias y movimientos del mercado. El riesgo financiero se centra en el estudio del riesgo sistemático, cuya clasificación del mismo se muestra a continuación:

2.2.2.1 RIESGO DE MERCADO

Se entiende por riesgo de mercado a la pérdida que puede presentar un portafolio⁷, un activo o un título en particular, originada por cambios y/o movimientos adversos en los factores de riesgo que afectan su precio o valor final, lo cual puede significar una disminución del patrimonio de la institución financiera y como consecuencia una percepción adversa en el mercado sobre la estabilidad económica de la institución financiera.

La gestión del riesgo de mercado se lleva a cabo mediante la implementación de procedimientos, que permiten armar escenarios de comportamiento de los factores que, por mercado, afectan el valor de los portafolios de la compañía.

⁷ El portafolio es el conjunto de activos financieros (bienes, derechos u otros recursos controlados económicamente) en los cuales se invierte.

Una correcta gestión del riesgo es la identificación de los factores de riesgo, es decir, determinar qué factores dependientes del mercado pueden tener impactos adversos sobre los valores de los portafolios debido a un desempeño inesperado de dichos factores o agentes.

El desarrollo de metodologías para la cuantificación del riesgo es el siguiente paso después de la identificación de los factores de riesgo, este desarrollo incluye la recolección de información, elección del proceso más adecuado para la mitigación del riesgo y el seguimiento del proceso para que no existan desviaciones sobre los resultados obtenidos.

La cuantificación del riesgo se la puede realizar con metodologías como la denominada Valor en Riesgo (VAR), la misma que estima una pérdida esperada en un horizonte de tiempo determinado dentro de un intervalo de confianza, la pérdida depende del monto expuesto y la volatilidad que presenten los factores de riesgo asociados al portafolio o activo valorado.

2.2.2.1.1 RIESGO TASA DE INTERÉS

El riesgo tasa de interés se genera por la variación de las tasas de interés, para este tipo de riesgo es importante tener presente el efecto o impacto de volatilidad, esto es, la sensibilidad del precio en el mercado de un valor ante los cambios en tasas de interés del mercado.

2.2.2.1.2 RIESGO DE MERCANCÍAS Y ACCIONES

Este tipo de riesgo refleja la variación de los precios de los activos financieros, la variación de los precios se refleja directamente en la inflación que es una variable

que influye directamente en el riesgo de mercancías y acciones, es decir, la inflación genera una incertidumbre en el valor del precio final de los activos financieros.

2.2.2.2 RIESGO DE CRÉDITO

El riesgo de crédito, también llamado de insolvencia o de default, es el riesgo de una pérdida económica como consecuencia de que una de las partes contratantes (acreedor-deudor) deje de cumplir con sus obligaciones y produzca, en la otra parte, una pérdida financiera.

Sobre el riesgo de crédito cae la posibilidad de incurrir en una pérdida económica de las contrapartes al no cumplir plenamente las obligaciones financieras acordadas en un contrato a su debido tiempo y en la cuantía estipulada. El no cumplimiento de las obligaciones se puede dar por la disminución del valor de los activos de una de las partes debido al deterioro de la calidad crediticia del mismo.

El riesgo de crédito viene dado por tres principios:

- *Pérdida esperada.*
- *Pérdida inesperada.*
- *Capital regulatorio y económico.*

2.2.2.2.1 PÉRDIDA ESPERADA (PE)

Es la pérdida media por ciclo económico, que derivada del riesgo de crédito que sufre un préstamo o cartera de créditos; en otras palabras, la pérdida esperada en una operación o en una cartera es la esperanza matemática de un posible desastre

económico de una de las partes contratantes. La pérdida esperada es determinada por la calidad de cada acreditado por medio de su calificación.

La pérdida esperada es consecuencia del producto de tres variables:

- *Probabilidad de incumplimiento (PD).*
- *Exposición ante el incumplimiento (EAD).*
- *Pérdida dado el incumplimiento (LGD).*

Vista de manera resumida se la define de la siguiente manera:

$$PE = PD * EAD * LGD$$

La pérdida esperada es aditiva, es decir, la pérdida esperada en un portafolio de préstamos es la suma de las pérdidas esperadas de los préstamos que la componen.

Probabilidad de incumplimiento (%). La probabilidad de incumplimiento o tasa de incumplimiento valora la posibilidad de que una operación de crédito tenga un evento adverso, es decir, que el cliente poseedor del crédito incumpla con sus obligaciones, a éste evento se lo denomina ***incumplimiento o default***. El que una parte de los clientes de la cartera de créditos caiga en incumplimiento no implica que otra también caiga en el mismo evento.

El evento de incumplimiento o default, se produce cuando pasa por lo menos uno de los siguientes sucesos:

1. *La quiebra*: patrimonio negativo.
2. *La mora*: aplazamiento del pago de la deuda en uno o varios periodos.
3. *El impago*: no se produce la cancelación de una o varias cuotas después de un plazo de gracia otorgado.
4. *El abandono*: la entidad de manera unilateral rechaza la validez de la deuda por alguna situación especial.
5. *La reestructuración*: se cambian las condiciones iniciales del contrato por algún hecho especial.

Exposición ante el incumplimiento (unidad monetaria). Es el tamaño de la deuda, es la cantidad pendiente o saldo al momento que ocurre el incumplimiento.

Pérdida dado el incumplimiento (%). Es una estimación de la parte que realmente se pierde en caso de incumplimiento tras ejecutarse las garantías, se define también como la proporción del monto expuesto (EAD) al momento del incumplimiento que finalmente se va a traducir en pérdidas incluidos los gastos de recuperación (gastos administrativos, gastos judiciales, etc.).

2.2.2.2.2 PÉRDIDA INESPERADA

Una variable aleatoria, como la de la pérdida de un portfolio de préstamos, aparte de una media (recogida por la pérdida esperada) tiene también una varianza que puede hacer que la pérdida real en un periodo de tiempo exceda sustancialmente a la

esperada. La pérdida inesperada recoge dicha variación y suele definirse como un percentil dado de la distribución de pérdidas.

Las pérdidas inesperadas no son aditivas como lo son las pérdidas esperadas, dado que dependen en gran medida de la correlación entre los distintos préstamos que componen una cartera o portfolio.

2.2.2.2.3 CAPITAL REGULATORIO Y ECONÓMICO

Generalmente, los reguladores bancarios exigen que las entidades financieras tengan capital suficiente como para poder absorber pérdidas inesperadas generadas en un periodo de tiempo, es un capital mínimo requerido para proteger las pérdidas elevadas o superiores a las pérdidas esperadas.

2.2.2.3 RIESGO OPERACIONAL

Esta clase de riesgo proviene de las anomalías a la hora de realizar una operación financiera. Se entiende por riesgo operacional a la posibilidad de ocurrencia de pérdidas financieras por deficiencias o fallas en los procesos internos, en la tecnología de información, en las personas o por ocurrencia de eventos externos adversos. Esta definición incluye el riesgo legal, pero excluye el riesgo estratégico y el de reputación.

2.2.2.3.1 RIESGO TECNOLÓGICO

El riesgo tecnológico se define como la posibilidad de llegar a tener pérdidas financieras las mismas que pueden surgir del uso de inadecuados sistemas de información y tecnologías, las mismas que pueden afectar el desarrollo de las

operaciones y servicios que realiza la institución financiera al atentar contra la confidencialidad, disponibilidad, integridad y oportunidad de la información.

2.2.2.3.2 RIESGO DE PERSONAS

El riesgo de personas es la posibilidad de pérdidas financieras asociadas con negligencia, error humano, sabotaje, fraude, robo, paralizaciones, apropiación de información sensible, lavado de dinero, inapropiadas relaciones interpersonales y ambiente laboral desfavorable, falta de especificaciones claras en los términos de contratación del personal, entre otros factores. Se puede también incluir pérdidas asociadas con insuficiencia de personal o personal con destrezas inadecuadas, entrenamiento y capacitación inadecuada y/o prácticas débiles de contratación.

2.2.2.3.3 RIESGO DE EVENTOS EXTERNOS

El riesgo de eventos externos se remite a la posibilidad de pérdidas financieras que dependen de la ocurrencia de eventos ajenos al control de la institución la misma que puede llegar a alterar el desarrollo normal de sus actividades, afectando a los procesos internos, personas y tecnología de información. Entre los factores que pueden incurrir a este tipo de riesgo están los litigios legales, las fallas en los servicios públicos, desastres naturales, atentados y actos delictivos, motines y en general fallas provistos por terceros.

2.2.2.4 RIESGO DE LIQUIDEZ

Uno de los problemas más importantes que las instituciones financieras tienen en la administración y gestión del riesgo es calcular la cantidad de dinero que la institución debe mantener en efectivo para pagar todas las obligaciones adquiridas.

El riesgo de liquidez es aquel que se presenta cuando una institución financiera tiene incapacidad para cumplir con sus obligaciones al momento que éstas se vencen, pudiendo incurrir en pérdidas significativas.

2.3. ASPECTOS RELEVANTES DE LAS NORMAS DE LA SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS

La SBS es el organismo que se encarga de controlar los múltiples temas relacionados con el desarrollo de las actividades bancarias en el Ecuador, proveyendo de normas y reglamentos a las instituciones financieras para su correcta administración y para proteger a los consumidores financieros.

La SBS pretende fortalecer el marco legal y normativo de acuerdo a principios, mejores prácticas y estándares internacionales vigentes, además de lograr una adecuada administración del riesgo mediante la continua vigilancia y supervisión de las instituciones financieras.

Las normas vigentes que regularizan el manejo y administración del sistema financiero ecuatoriano, se encuentran divididas en tres libros, el primero de ellos habla sobre las normas en el sistema financiero, el segundo habla sobre las normas en el sistema de seguros privados y el tercero de ellos habla sobre las normas en el sistema de seguridad social.

2.3.1 NORMAS GENERALES

Las “Normas Generales para la aplicación de la ley general de instituciones del sistema financiero” corresponde al Libro 1, en el cual establece que las instituciones financieras con domicilio en la República del Ecuador deben generar una adecuada administración del riesgo como parte del cumplimiento de las obligaciones de cada entidad.

Cada institución financiera debe establecer esquemas y normas que resulten ser eficaces y eficientes sobre la administración y control del riesgo a los que se encuentran expuestos los negocios de cada institución del sistema financiero.

De manera formal los esquemas se traducen a procesos atinados y prudentes sobre la administración integral de los riesgos que se pueden presentar en el transcurso de un periodo de tiempo, la administración del riesgo permitirá:

- Identificar
- Medir
- Controlar y
- Monitorear

las exposiciones de riesgo que las instituciones financieras están asumiendo.

De acuerdo al negocio o a las actividades que realice cada institución financiera éstas tienen la posibilidad de generar su propio perfil de riesgo, de acuerdo a estrategias, políticas, estructura organizacional, segmento de mercado, tipo de productos que la institución ofrezca al público.

Cada perfil de riesgo debe contener políticas, normas, procesos y procedimientos que establezcan responsabilidades y autoridades para fijar límites, los mismos que pueden ser ajustados si hubiesen cambiado las condiciones generales del mercado al que está dirigido las actividades de la institución financiera.

La administración integral del riesgo debe implementar controles adecuados a cada perfil de riesgo, con la utilización de metodologías y herramientas (matemáticas, financieras, contables, tecnológicas, etc.) capaces de identificar y medir la complejidad de las operaciones y niveles de riesgo a los que la institución financiera está dispuesta a asumir.

Las metodologías y herramientas utilizadas deben mantener una permanente actualización de los datos generados para apoyar a los procesos de generación de informes y toma de decisiones en todos los niveles de la organización. La administración integral del riesgo debe ser permanentemente monitoreada y actualizada de acuerdo a fundamentos teóricos y empíricos adecuados, los mismos que deberán estar debidamente documentados.

La estructura organizativa de las instituciones financieras incluirá en su organigrama una unidad independiente del resto de áreas de la institución (comercial y operativa), la misma que será la responsable de generar una adecuada administración del riesgo, esta unidad reportará directamente a la gerencia general. Esta unidad tendrá entre sus responsabilidades cómo mínimo los siguientes puntos:

- Conocer y comprender los riesgos inherentes a la estrategia del negocio.
- Determinar, actualizar y hacer el respectivo seguimiento de los niveles de riesgo que la institución financiera piensa asumir.

- Informar de manera trimestral a la SBS sobre los riesgos asumidos, la evolución y perfil de los mismos y su efecto a los niveles patrimoniales de la institución.
- Establecer límites coherentes y prudenciales para la administración del riesgo de acuerdo a los objetivos y estrategias de la institución financiera, así como medidas correctivas a los mismos.
- Elaborar metodologías para identificar, medir, controlar y monitorear los diversos riesgos a los que institución está dispuesta a asumir.
- Diseñar sistemas de información basados en reportes objetivos y oportunos.
- Preparar estrategias alternativas para la administración integral de los riesgos así como establecer planes de contingencia que reduzcan los niveles de pérdida de la institución financiera.
- Calcular las posiciones de riesgo y su afectación al patrimonio técnico de la institución. Analizar la incursión de la institución en nuevos negocios, operaciones y actividades.
- Analizar la posición de la institución frente a los riesgos que presenta el mercado.
- Otros que la junta de accionistas o la SBS dispongan.

Las instituciones financieras deberán preparar un manual en el que se informe de manera detallada el esquema de la administración para cada tipo de riesgo que asume la institución, el mismo que debe ser actualizado periódicamente y estar disponible cuando a SBS crea conveniente. La institución financiera debe contar con un adecuado sistema informático capaz de proveer toda la información referente a la administración del riesgo.

2.3.2 SOBRE LA ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO

Las normas dispuestas por las SBS consideran las siguientes definiciones para la aplicación de las disposiciones generadas para el riesgo de crédito:

- **Riesgo crediticio:** Es la posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos como consecuencia de que sus deudores fallen en el cumplimiento oportuno o cumplan imperfectamente los términos contractuales acordados.
- **Default o incumplimiento:** Es no efectuar el pago pactado dentro del período predeterminado o efectuarlo con posterioridad a la fecha en que estaba programado o en distintas condiciones a las pactadas en el contrato.
- **Probabilidad de incumplimiento (PD):** Variable aleatoria que mide la probabilidad de que un cliente caiga en default o incumplimiento.
- **Exposición dado el incumplimiento (EAD):** Es la exposición bruta o saldo insoluto de una operación crediticia al momento de producirse el incumplimiento.
- **Tasa de recuperación (r):** Es el porcentaje de la recaudación realizada sobre las operaciones de crédito que han sido incumplidas.
- **Severidad de la pérdida (1 - r):** Es la medida de la pérdida que sufriría la institución controlada después de haber realizado todas las gestiones para recuperar los créditos que han sido incumplidos, ejecutar las garantías o recibirlas como dación en pago. La severidad de la pérdida es igual a (1 - tasa de recuperación).

- **Pérdida esperada (PE):** Es el valor esperado de pérdida por riesgo crediticio en un horizonte de tiempo determinado, resultante de la probabilidad de incumplimiento, el nivel de exposición en el momento del incumplimiento y la severidad de la pérdida.
- **Sistemas de selección:** Son los procesos que apoyan la toma de decisiones crediticias, constituidos por un conjunto de reglas de decisión, a través de las cuales se establece una puntuación crediticia, utilizando información histórica y concreta de variables seleccionadas.
- **Sistemas de medición de riesgo:** Son los procesos de revisión permanente de los portafolios de crédito o inversiones para pre-identificar modificaciones en determinadas variables que pueden derivar en mayores probabilidades de incumplimiento o debilitamiento de la calidad crediticia.
- **Sistemas de información:** Son los procesos que permiten realizar un seguimiento de los activos, de los riesgos, de modo que puedan describir situaciones en forma sistemática con frecuencias establecidas, en función de indicadores de comportamiento de variables determinadas.
- **Provisiones específicas:** Son las que surgen del análisis individual de cada sujeto de crédito como estimaciones de pérdida, o que la Superintendencia de Bancos y Seguros dispone sean constituidas sobre un segmento del portafolio, en aplicación de la normatividad vigente.
- **Provisiones genéricas:** Son las que surgen como estimaciones de pérdida que se constituyen para cubrir riesgos no identificados con relación a las operaciones directas e indirectas, generados en el proceso de administración del riesgo de crédito.

- **Segmentaciones:** Son las opciones de clasificación utilizadas por la institución controlada para definir, identificar y analizar adecuadamente los grupos de sus clientes en relación con la gestión del riesgo de crédito.

El proceso de administración de riesgo de crédito controlará su propio perfil de riesgo de acuerdo a las características del mercado y productos que maneje la institución financiera, esto incluirá un proceso formal que asegure la calidad de los activos o portafolios que la institución maneje, así como la identificación, medición, control y monitoreo de las exposiciones de riesgo y pérdida esperada a las que la institución está expuesta, de manera de tener una adecuada cobertura de provisiones o patrimonio técnico⁸.

Dicho proceso de administración de riesgo de crédito será revisado y actualizado periódicamente, la administración del riesgo debe tomar en cuenta la complejidad y el tamaño de la institución siguiendo parámetros de control sobre:

- Estrategia del negocio.
- Límites sobre la exposición al riesgo crediticio, de acuerdo al mercado objetivo al que se dedica la institución financiera.
- Metodologías y procesos para identificar, medir, controlar y monitorear el riesgo de crédito.
- Criterios óptimos para el otorgamiento de créditos, los mismos que incluyen: definición de sujetos de crédito, aceptación de garantías, constitución de

⁸ El patrimonio técnico resulta ser el valor mínimo en el balance general de la cuenta de patrimonio con respecto al total de los activos o de los pasivos que garantiza y permite la operabilidad de la institución en el mercado.

provisiones, calificación, recuperación, tratamiento de castigos y reestructuración y revelación de información.

- Límites de tolerancia para cartera vencida, fijación de tasas, montos y plazos otorgados.
- Sistemas de información oportuna y veraz interna y externa.
- Tratamiento de excepciones.

Los principios y criterios generadores del riesgo de crédito deben ser evaluados mediante metodologías adoptadas por la entidad financiera para controlar los niveles de riesgo, las metodologías implantadas deben tener una consideración cualitativa y cuantitativa, mismas que deben ser generadas de acuerdo a la experiencia del banco, además deben ser monitoreadas periódicamente para garantizar la validez e idoneidad de las mismas.

Una adecuada administración del portafolio o cartera de crédito de una institución financiera incluye como mínimo las siguientes etapas:

- Evaluación del sujeto de crédito (cliente).
- Aprobación del crédito.
- Instrumentación (elaboración de contratos).
- Desembolso.
- Seguimiento.
- Recuperación.
- Control.

Estas etapas incluyen la generación de criterios y metodologías capaces de generar la suficiente información para ajustar los perfiles de riesgo a los que la entidad

financiera está dispuesta a asumir, los criterios y metodologías deben estar basadas en información financiera y en sistemas de valuación crediticia (credit scoring). Además deben tener un seguimiento y control periódico, misma que debe incluir medidas para mitigar los riesgo (reducción o transferencia de la exposición, nuevas garantías, etc.).

Las metodologías y técnicas analíticas aplicadas por la institución financiera deben estar basadas en información histórica de la entidad que permitan determinar la pérdida esperada sobre la base de la probabilidad de incumplimiento, el nivel de exposición y la severidad de la pérdida, para el cálculo de estas componentes se debe tener una base de información de mínimo tres (3) años inmediatos anteriores, esto por razones de maduración de cartera, ya que para créditos otorgados con más de tres años de anterioridad ya se conoce su comportamiento de pago.

2.3.3 SOBRE LA CALIFICACIÓN DE ACTIVOS DE RIESGO Y CONSTITUCIÓN DE PROVISIONES EN LA CARTERA DE MICROCRÉDITO

La calificación de activos de riesgo se refiere a la valoración de la cartera o portafolio que la institución financiera maneja, la valoración o calificación se la realizará sobre las operaciones concedidas en el caso de microcréditos⁹, la calificación de cada operación debe contener como mínimo las siguientes características:

1. Nombre o razón social del deudor.
2. Monto de riesgo (valor concedido).
3. Calificación asignada.
4. Clase y tipo de crédito.

⁹ Es todo crédito no superior a \$20,000 concedido a un prestatario, sea esta empresa constituida como natural o jurídica con un nivel de ventas anual inferior a \$100,000.

5. Saldo adeudado.
6. Provisión requerida.
7. Provisión constituida.
8. Descripción de garantías (valor).

La calificación de los activos de riesgo se la realizará en distintas categorías o rangos, los mismos que tendrán un requerimiento de provisión por cada uno de estos rangos. La calificación de la cartera crediticia comprende a cada deudor con relación a sus obligaciones, esto le otorgará una calificación que exprese el riesgo, la cuantificación de dicho riesgo representa el valor de la pérdida esperada con relación a cada deudor el cual reflejará el nivel adecuado de provisiones.

La calificación de los activos de riesgo se la realizará de acuerdo a dos parámetros:

- Categoría del crédito (calificación A,B,C,D y E)
- Periodo de morosidad en días (días adeudados en un periodo determinado)

Los parámetros para la calificación de los activos de riesgo se los puede ver en la siguiente tabla:

CATEGORÍA	CALIFICACIÓN	PERIODO DE MOROSIDAD EN DÍAS	
		DESDE	HASTA
Riesgo normal	A	0	5
Riesgo potencial	B	6	30
Deficientes	C	31	60
Dudoso recaudo	D	61	90
Pérdida	E	91	

Tabla 2. Parámetros de calificación

Crédito de riesgo normal (A): la característica de estos créditos se fundamenta en la capacidad de los flujos de fondos para cubrir de manera suficiente las obligaciones con la entidad financiera, esto incluye: los interés generados, el capital prestado y otros adeudos concomitantes o relacionados, los deudores que merezcan esta categoría son otorgados a todos aquellos que hayan cumplido oportunamente sus obligaciones.

Crédito de riesgo potencial (B): los créditos que se califican en esta categoría corresponden a todos aquellos cuyos flujos de fondos siguen demostrando posibilidad de cubrir sus obligaciones con la entidad financiera, aunque no a su debido tiempo, las tendencias negativas sobre sus indicadores financieros deben ser transitorias y serán verificables a corto plazo sobre su recuperación. Las garantías otorgadas deberán cubrir holgadamente la deuda adquirida y además debe ser lo suficientemente líquida.

Crédito deficiente (C): sobre esta categoría pesan los créditos de los clientes con fuertes debilidades financieras, sus ingresos son insuficientes para cubrir intereses y capital en las condiciones pactadas en el contrato, esta situación se la repite continuamente. La recuperación de estos créditos mediante la ejecución de garantías es limitada ya que es generalmente una garantía de bajo valor comercial al momento de su venta.

Crédito de dudoso recaudo (D): estos créditos tienen las mismas características de los créditos deficientes, más alguna de las siguientes condiciones:

- El cobro se vuelve dudoso ya que el deudor no genera ingresos suficientes para el pago de intereses ni capital en plazos razonables de tiempo, lo que obliga a la prórroga de vencimientos.
- El pago del crédito está condicionado a otro tipo de ingresos ya sea este por otras empresas o terceras personas, que generan un alto índice de incertidumbre sobre el pago de obligaciones.

- Créditos cuya recuperación se ejecuta sobre acciones legales o cuyos cuando los deudores hubieren demandado a la institución financiera.
- Ser un crédito reestructurado¹⁰.

Pérdidas: son créditos incobrables o con un valor recuperable muy bajo en proporción a lo adeudado, ya que los clientes están declarados en quiebra o insolvencia, liquidación, concurso de acreedores (venta), deterioro irreversible de su solvencia o cuya garantía sea escasa o nula.

Las categorías de riesgo están ligadas a una pérdida esperada, la normativa sobre riesgo de crédito establece el porcentaje de pérdidas sobre cada una de estas, los rangos o porcentajes de pérdida de una cartera se la presenta en la siguiente tabla:

Tipo cartera	Calificación	Categoría	Morosidad	Pérdida esperada
Microcrédito	A	Riesgo normal	1 a 5 días	hasta 4%
	B	Riesgo potencial	6 a 30 días	5% ≤ pérdida ≤ 19%
	C	Deficientes	31 a 60 días	20% ≤ pérdida ≤ 49%
	D	Dudoso recaudo	61 a 90 días	40% ≤ pérdida ≤ 80%
	E	Pérdida	> 90 días	80% < pérdida ≤ 100%

Tabla 3. Tabla de pérdida esperada

La constitución de provisiones depende de la calificación otorgada a cada operación, siendo la provisión total la suma de cada una de las provisiones sobre las operaciones, se establece un piso y un techo de porcentaje sobre las categorías de riesgo, de acuerdo con la siguiente tabla:

¹⁰ **Reestructuración:** Cancelación de operaciones vencidas, mediante la concesión de una nueva operación de crédito por el monto total de las deudas vencidas; debido a una disminución de la capacidad de pago del deudor o de retrasos en los pagos del crédito vigente por causas externas. Tomado del "Manual Comercial de Crédito de Microempresa".

CATEGORÍA	CALIFICACIÓN	PORCENTAJE DE PROVISIONES	
		MÍNIMO	MÁXIMO
Riesgo normal	A	1	4
Riesgo potencial	B	5	19
Deficientes	C	20	49
Dudoso recaudo	D	50	99
Pérdida	E		100

Tabla 4. Porcentaje de provisiones

La provisión es calculada como sigue:

$$\text{provisión} = \text{monto expuesto} * \% \text{ provisión}$$

El monto expuesto se refiere al saldo al momento de realizar la calificación del activo.

2.4. ANÁLISIS DE LOS ACUERDOS DEL MARCO DE BASILEA II

Las regulaciones que deben cumplir las instituciones financieras resultan ser una de las principales características que tiene el sector financiero. La finalidad de la regulación en el sistema bancario es la búsqueda del buen funcionamiento del sistema y la buena gestión referente a riesgos que se puedan suscitar en el transcurso de la administración.

El Comité de Basilea está conformado por los representantes de los Bancos Centrales de los países activos del G-10¹¹ - se constituyó con el objeto de fortalecer los sistemas financieros nacionales e internacionales, mejorar las prácticas

¹¹ Bélgica, Canadá, Estados Unidos, Francia, Holanda, Italia, Japón, Reino Unido, Alemania, Suecia, Suiza. Luxemburgo es miembro observador.

operativas de las instituciones financieras y apoyar la expansión de los mercados, mediante regulaciones que todas las instituciones financieras deben cumplir.

En 1988 se creó el acuerdo denominado “Convergencia internacional de medición de capital y estándares de capital”, o llamado “Acuerdo del Comité de Basilea”, éste representó uno de los mayores avances en cuanto a la definición de los requerimientos mínimos de capital que deben cumplir los bancos para hacer frente a situaciones inesperadas de pérdidas por diferentes riesgos, principalmente el riesgo de crédito.

El bajo nivel de capital en los bancos a causa de la competencia fue la principal preocupación del Comité para crear el documento llamado Basilea I, el capital representa un colchón financiero frente a pérdidas que se pueden llegar a dar en el transcurso de la gestión.

En Junio de 2004 se constituyó el acuerdo internacional sobre regulación y supervisión bancaria denominado “Convergencia internacional de medidas y normas de capital”, conocido como “Basilea II”, el cual exige a las entidades financieras de los países que se adscriba al mismo una revisión de sus dotaciones de capital para cubrir los riesgos.

La evolución en los sistemas bancarios internacionales ha hecho que el comité de Basilea revise y genere nuevas regulaciones sobre la cantidad mínima de capital necesario en las instituciones financieras, dando como resultado el lanzamiento de un nuevo acuerdo con un esquema más sensible al riesgo, en especial al riesgo de crédito. La propuesta del nuevo acuerdo hace más énfasis en los modelos internos de medición de riesgo de crédito de cada banco, la revisión del supervisor y la disciplina del mercado; es más flexible, tiene varios enfoques e incentivos, pero es también más complejo.

En el nuevo contexto analizado con el comité de Basilea el nivel de capital económico dependerá de varios factores, en primer lugar, de las características específicas de su negocio, es decir, del tipo de operaciones que maneja la institución financiera en su activo, el sector al que pertenece, entre otras; y en segundo lugar del nivel de tolerancia ante el riesgo de quiebra por parte de los accionistas y directivos. El capital regulatorio es el establecido por el regulador con el objeto de minimizar el riesgo de quiebra y los problemas de riesgo sistemático.

El nuevo acuerdo de Basilea se estructura sobre tres pilares:

- Requerimientos mínimos de capital.
- Supervisión.
- Disciplina del mercado.

2.4.1 PILAR I. REQUERIMIENTOS MÍNIMOS DE CAPITAL

El Pilar I se refiere al capital mínimo exigible a las entidades financieras para cubrir los riesgos de crédito, mercado y operacional. El nuevo acuerdo ofrece un amplio abanico de alternativas para la medición de los riesgos de Pilar I, que las entidades pueden seleccionar en función de sus estrategias, necesidades y perfil de riesgos. Los métodos para la medición del riesgo de crédito son más desarrollados, se proponen dos tipos de métodos, el primero de ellos es el método estándar y el segundo de ellos es el método basado en calificaciones internas (IRBa Internal Ratings Based approach), este último con dos variantes, el básico y el avanzado, métodos que serán explicados en el apartado referente a la medición del riesgo de crédito en el acuerdo de Basilea II (2.4.4).

Para que el ente regulador de por válidos los métodos internos, estos deben cumplir con una serie de requisitos mínimos, estos no solo deberán ser requisitos cuantitativos sino otros de carácter cualitativos, estos requisitos mínimos se agrupan

en cinco categorías, que se configuran a modo de cimientos de los tres pilares de la regulación de capital:

1. Integrados en la gestión: los modelos implementados deben estar integrados completamente en la gestión del negocio de la institución, de manera que se los utilice para la toma de decisiones en la organización.
2. Metodología: la metodología utilizada para el desarrollo de los métodos internos debe ser la apropiada para la actividad que desarrolla la institución financiera, debe estar adaptada al entorno en la que se opere y debe ser 100% conocida por la entidad.
3. Datos y sistemas: es uno de los aspectos más críticos sobre los métodos internos. Si a una metodología apropiada se le aplica una mala calidad de datos, los resultados y decisiones que se toman a partir de ellos pueden llegar a ser equivocadas.
4. Controles: debido a la complejidad de estos métodos, la cantidad de información que se genera, el buen funcionamiento de estos métodos dependerá de un estricto sistema de controles que garantice la fiabilidad de los resultados.
5. Documentación: una adecuada documentación permitirá que los diferentes elementos y procesos que incurren en los métodos internos puedan ser verificables por terceros, esto con el objetivo de que se pueda validar la idoneidad de los procesos.

2.4.2 PILAR II. SUPERVISIÓN

Los supervisores o entes reguladores deben garantizar que las entidades financieras tienen procesos adecuados para calcular el requerimiento mínimo de capital a partir de una exhaustiva evaluación de sus riesgos. Se debe tener en cuenta también que los gestores de la entidad deben desarrollar procesos de evaluación interna del capital y fijar objetivos de capital en función del perfil de riesgo particular. También destaca la necesidad de que las entidades financieras deben realizar sus actividades con un exceso razonable de capital sobre el mínimo exigible, esto debe ser periódicamente controlado por los supervisores o entes reguladores.

2.4.3 PILAR III. DISCIPLINA DE MERCADO

El tercer pilar se enmarca en la transparencia de los bancos para revelar detalles sobre los niveles y estructura de capital, perfiles de riesgo, sistemas y métodos de medición y el control sobre dichos riesgos. El tercer pilar busca, mediante la transparencia informativa, que la acción libre de los mercados se convierta en un elemento externo incentivador que complete la medición llevada a cabo en el Pilar 1 y el resultado de la autoevaluación del capital derivado del Pilar 2.

La disciplina que generen las instituciones financieras siempre va hacer necesario y a la vez aconsejable, por eso el Acuerdo establece la obligación de que las instituciones financieras informen sobre los riesgos asumidos y sobre los sistemas y métodos utilizados en la gestión de riesgos que la institución tiene implantados.

El esquema general del acuerdo de Basilea II se lo puede ver en el siguiente gráfico:



Fuente: Banco de España

Ilustración 2. Esquema del acuerdo de Basilea II

2.4.4 MEDICIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO EN EL ACUERDO DE BASILEA II

La norma establece, de acuerdo con el documento de Basilea II, sobre el requerimiento de capital mínimo para cubrir el riesgo de crédito, que el cálculo del capital requerido derivado del riesgo de crédito de la cartera pueda hacerse mediante los siguientes métodos:

1. Método estándar.
2. Método basado en calificaciones internas.
 - a. Método básico.
 - b. Método avanzado.

2.4.4.1 MÉTODO ESTÁNDAR

En el método estándar la institución financiera no dispone de modelos de calificación y es por tanto el ente regulador el que aplica “estándares” para la obtención del capital mínimo requerido. Estos estándares son sensibles al riesgo, lo que la entidad financiera realiza con este método es asignar una ponderación de riesgo a los activos y operaciones fuera del balance y genera un total de activos ponderados por riesgo.

El método exige una discriminación en las ponderaciones de riesgo sobre las operaciones crediticias de acuerdo con calificaciones de crédito externas (calificadoras externas). Si bien las calificaciones de crédito externas no son la solución perfecta ya que muchas de ellas no recogen las necesidades y situaciones de un país o institución financiera, sí suponen un avance con respecto a la situación actual en cuanto a una mayor sensibilidad al riesgo.

2.4.4.2 MÉTODO BASADO EN CALIFICACIONES INTERNAS

El método basado en calificaciones internas o IRBa (Internal Ratings Based approach), enfatiza la gestión administrativa del riesgo de las instituciones financieras, como máximo responsable en la estimación adecuada de los niveles de solvencia de acuerdo al perfil de riesgo de cada entidad financiera.

El método IRB se centra técnicamente en las estimaciones de los componentes que definen el riesgo de crédito:

- Probabilidad de incumplimiento (PD).
- Exposición ante el incumplimiento (EAD).
- Pérdida dado el incumplimiento (LGD).

Según la capacidad del banco para estimar internamente los componentes de riesgo, el método IRB se divide a su vez en un enfoque básico y un enfoque avanzado.

2.4.4.2.1 IRB-MÉTODO BÁSICO

El método IRB-básico permite a las instituciones financieras utilizar sus propias estimaciones para el cálculo de las componentes de riesgo: probabilidad de incumplimiento (PD) en un horizonte de un año y la exposición ante el incumplimiento (EAD); para la tercera componente de riesgo, la pérdida dado el incumplimiento (LGD), el ente regulador aplicará estándares o valores fijos para esta componente.

La PD puede estar basada en la experiencia histórica e incluso en un modelo de credit scoring propuesto por la institución financiera siempre y cuando cumpla con los requerimientos mínimos antes expuestos.

La exposición ante el incumplimiento (EAD) para transacciones de balance es igual al valor nominal de la exposición (por ejemplo, el valor en libros de un préstamo) o en otra palabras el saldo insoluto al momento que se incurrió en el incumplimiento.

Dado que la LGD es la única componente de riesgo que no puede ser estimada en el método básico, el Comité de Basilea presentó los valores estimados para la LGD, los mismos que deben ser usados y aplicados por las instituciones financieras que han establecido al método básico como su herramienta para el cálculo de la pérdida esperada, los valores dependen del tipo de colateral o garantía que tenga la operación crediticia:

- LGD de 50% para obligaciones corporativas.
- LGD de 75% para obligaciones corporativas subordinadas;

Para noviembre del 2001 el Comité de Basilea presentó modificaciones a estos valores:

- LGD de 45% para préstamos asegurados con un colateral físico no inmobiliario, y;
- LGD de 40% para préstamos asegurados por cuentas por cobrar a los clientes dueños del crédito.

2.4.4.2.2 IRB-MÉTODO AVANZADO

El enfoque avanzado sugiere que las tres componentes del riesgo de crédito: la PD, la EAD y la LGD deben ser estimadas por las instituciones financieras, con métodos que sean de alta confiabilidad cuantitativa y además cualitativa.

El cambio del método básico al avanzado proviene del uso de la LGD producto de la experiencia real de la institución financiera, en lugar de las estimaciones fijas que impone el comité de Basilea: 40%, 45%, 50% y 75%. Las estimaciones hechas por instituciones financieras sugieren que la LGD histórica para préstamos bancarios es significativamente menor al 50%¹².

¹² Fuente: "La medición del riesgo de crédito y el nuevo acuerdo de capital del Comité de Basilea" José Carlos de Miguel, Fernando Miranda, Julio Pallas, Camilo Peraza.

Para la estimación de la PD, que es la componente que mayor sensibilidad y problemas presenta al momento de su estimación, se sugieren varias metodologías “tomado textualmente del paper de (Rayo Cantón, Lara Rubio, & Camino Blasco)” que pueden ser usadas para su estimación, a continuación se enumeran a algunas de ellas:

- *Análisis discriminante*: El análisis discriminante es una técnica multivariante que permite analizar las diferencias significativas entre grupos objetivos, estudia el comportamiento de un grupo de variables independientes con la intención de clasificar una serie de casos en grupos previamente definidos y excluyentes entre sí.
- *Modelos de probabilidad lineal o probit*: Los modelos de probabilidad lineal utilizan el enfoque de la regresión lineal por mínimos cuadrados, donde la variable dependiente (variable dummy) toma el valor de uno (1) si un cliente es fallido, o el valor de cero (0) si el cliente cumple con su obligación de pago. La ecuación de regresión es una función lineal de las variables explicativas.
- *Modelos logit*: Los modelos de regresión logística permiten calcular la probabilidad que tiene un cliente para pertenecer a uno de los grupos establecidos a priori (no pagador o pagador). La clasificación se realiza de acuerdo con el comportamiento de una serie de variables independientes de cada observación o individuo. La principal ventaja del modelo de regresión logística radica en que no es necesario plantear hipótesis de partida, como por ejemplo la normalidad de la distribución de las variables, mejorando el tratamiento de las variables cualitativas o categóricas. Además, este modelo presenta la ventaja que es la de devolver como resultado un valor que resulta ser la probabilidad de incumplimiento (PD) al mantener la variable explicada siempre dentro de un rango de variación entre cero y uno, este método se utilizará para la estimación en la PD en este proyecto.

- *Redes neuronales*: Es una metodología catalogada dentro de las técnicas no paramétricas de credit scoring. Las redes neuronales artificiales tratan de imitar al sistema nervioso, de modo que construyen sistemas con cierto grado de inteligencia. La red está formada por una serie de procesadores simples, denominados nodos, que se encuentran interconectados entre sí. Como nodos de entrada consideramos las características o variables de la operación de crédito. El nodo de salida sería la variable respuesta definida como la probabilidad de no pago. La finalidad de cada nodo consiste en dar respuesta a una determinada señal de entrada. El proceso de credit scoring mediante el uso de esta técnica resulta complicado, pues el proceso interno de aprendizaje funciona como una “caja negra” (capa oculta), donde la comprensión de lo que ocurre dentro requiere de conocimientos especializados.
- *Árboles de decisión*: La principal ventaja de esta metodología es que no está sujeta a supuestos estadísticos referentes a distribuciones o formas funcionales. Aunque conllevan una comprensión interna difícil sobre su funcionamiento, presentan relaciones visuales entre las variables, los grupos de la variable respuesta y el riesgo; por ello, este método es muy usado en el credit scoring.

Todos estos métodos son usados como herramientas para crear modelos de *credit scoring*, estos modelos son algoritmos que sirven para evaluar de manera automática a un cliente que solicita un financiamiento con alguna institución financiera, es una evaluación individual ya que es independiente de lo que ocurra con el resto de la cartera analizada.

Para el año 2010 ya se habló de un nuevo acuerdo llamado Basilea III, el mismo que discute sobre regulaciones y definiciones más estrictas del capital, es decir los bancos tienen la obligación de mejorar y aumentar su capital así como obtener

mayores ratios o razones de apalancamiento, se habla sobre las mejoras en los niveles de liquidez, una mejor gestión del riesgo con nuevas pruebas de tensión y obtener una mejoría en la disciplina del mercado.

3 ESTIMACIÓN DE LAS VARIABLES DE RIESGO PARA EL CÁLCULO DE LA PÉRDIDA ESPERADA

En este capítulo se trata de manera detallada la metodología utilizada para la obtención de las variables de riesgo para la estimación de la pérdida esperada de la cartera de microcrédito de la institución financiera. El capítulo habla de manera formal de los procesos y métodos estadísticos y financieros que se han aplicado para la obtención de las variables o componentes de riesgo:

1. Probabilidad de Incumplimiento (PD).
2. Exposición al Incumplimiento (EAD).
3. Pérdida dado el Incumplimiento (LGD).

La aplicación de estas metodologías ayudará al cumplimiento de las normas que la Superintendencia de Bancos y Seguros tiene propuestas sobre el tema de pérdida esperada; además, la institución financiera se encontrará menos expuesta al riesgo que conlleva una inadecuada estimación de las pérdidas por riesgo crediticio, esto es, tener una medición más real de su cartera.

Las estimaciones sobre las componentes del riesgo deben estar basadas en la experiencia histórica y en evidencia empírica proporcionada por cada cliente del Banco, esto en referencia a los datos y características de la información financiera de nuestros clientes, excluyéndose explícitamente aquellos datos puramente subjetivos. Estas estimaciones deben revisarse, al menos, anualmente¹³.

¹³ Banco de España-Validación de enfoques IRB para el cálculo de capital mínimo por riesgo de crédito.

3.1. ESTIMACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO (PD)

Para este punto, el primer paso fue generación y evaluación de la información disponible en las bases de datos de la institución financiera, posteriormente se creó una base de datos consolidada la misma que permitió evaluar y analizar las principales características del grupo de variables seleccionadas para el estudio.

Como paso siguiente se construyó una variable dependiente llamada “buenos y malos clientes” la misma que permitió discriminar la base en el modelo logístico. A continuación se realizó un análisis de correlaciones y la evaluación de las variables, la misma que permite restringir el paso de todas las variables y realizar una primera clasificación de las variables estudiadas. Luego se realizó un análisis univariado o cruzado de las variables para definir la estabilidad de las mismas. Finalmente, se definió una serie de estrategias adecuadas que serán utilizadas para la obtención de la probabilidad de incumplimiento (PD), mediante la modelación de los datos con regresión logística para la obtención de la probabilidad de incumplimiento.

En esta parte del documento se tiene referencia de las variable que ingresan para el cálculo del modelo de la probabilidad de incumplimiento así como su composición de tipo vectorial; además, se obtiene una ecuación que determina la probabilidad de incumplimiento del cliente y su resultado final.

Para la realización del modelo de la probabilidad de incumplimiento (PD) en total se tomó en cuenta la información de 172 variables de las diferentes tablas que hacen parte de las bases de datos de la institución financiera. Las variables en referencia se las dividió en siete grandes grupos, las mismas que hacen que el modelo tenga una gran homogeneidad dentro de los grupos y una alta heterogeneidad entre los grupos,

dando como resultado una mezcla de variables que garantice que el modelo tenga una sólida explicación con diferentes tipos de variables. Los grupos de variables se los dividió de la siguiente manera:

Nº	Tipo de variable
1	Datos del cliente
2	Datos del producto
3	Comportamiento de pagos
4	Temporales (tiempo desde)
5	Préstamo activo y cancelado
6	Financieras de microempresa
7	Buró de crédito

Tabla 5. División de variables.

- *Variables datos del cliente:* variables cualitativas referentes a la situación socio-demográfica del cliente.
- *Variables datos del producto:* variables cualitativas y cuantitativas referentes al tipo de crédito otorgado, número de cuotas pactadas, etc.
- *Variables comportamiento de pagos:* variables cualitativas referentes a saldos y días de atraso, los mismos que son medidos con: promedios, máximos y mínimos.
- *Variables temporales (tiempo desde):* variables cualitativas que miden el periodo de tiempo entre un criterio dado y la fecha de proceso de la información.
- *Variables préstamo activo y cancelado:* variables cuantitativas referentes a la situación del préstamo activo del cliente y de su historial crediticio en la institución financiera.

- *Variables financieras de la microempresa:* variables cuantitativas referentes a la situación financiera de la microempresa del cliente que posee crédito con la institución financiera.
- *Variables buró de crédito:* variables cuantitativas referentes al historial crediticio del cliente en el sistema financiero ecuatoriano, estas variables no forman parte de las bases de datos de la institución financiera, son bases que se adquieren a entidades especializadas en recolectar esta información.

Uno de los puntos críticos para la estimación de las variables de riesgo es la necesidad de contar con la información o con una sólida base de datos. La institución cuenta con bases de datos fiables que garantizan la idoneidad de los mismos, los datos son administrados mediante un datawarehouse (DWH), el cual cuenta con actualizaciones diarias de las operaciones y datos de nuestros clientes, con estos antecedentes se garantiza que los datos guardados son tanto de alta fiabilidad como de alta calidad.

3.1.1 SELECCIÓN DE LA POBLACIÓN

Para el análisis de la población se tuvieron en cuenta los siguientes criterios de agrupación:

- La fecha o punto de observación para la obtención de datos será todo lo anterior al 30 de abril del 2009, es decir, una cartera madura. Se establece que una cartera es considerada como madura, si el periodo de desempeño asociado (lapso de tiempo en meses sobre el cual se mide la calidad de pago de los clientes, es el periodo comprendido entre la fecha de aprobación del crédito y la fecha de desarrollo del modelo) es suficiente para garantizar un

comportamiento de pago definido de los clientes que conforman la muestra de estudio.

- La selección de la población se aplicará para todas las operaciones vivas o activas¹⁴ a la fecha de corte, es decir se tomará en cuenta la cartera de operaciones vigentes.
- Solamente se debe tomar en cuenta las operaciones y clientes para la cartera de microempresa correspondiente a clientes nuevos (clientes con primer crédito), clientes con más de un crédito y clientes reestructurados por no pago.

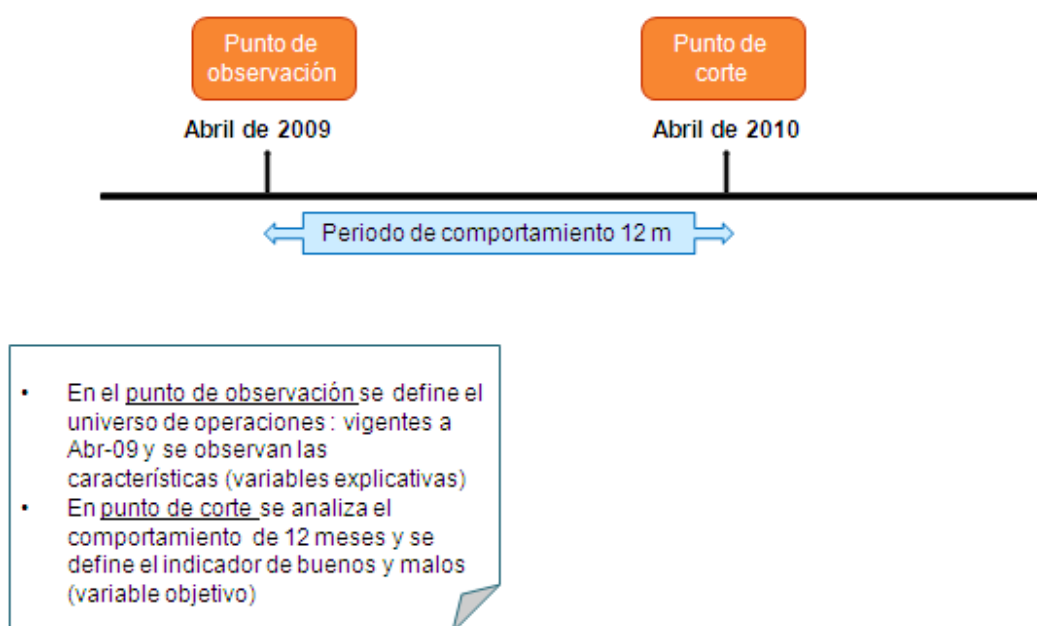


Ilustración 3. Periodos de observación y corte

A continuación se introduce algunas definiciones que permitirá interpretar de mejor manera la Ilustración 3.

¹⁴ Operaciones que se encuentran vigentes o que todavía no se encuentran canceladas.

- *Punto de observación:* mes en el que se define la fecha para la obtención del universo de las operaciones vigentes de los clientes que podrán ser considerados para la muestra de trabajo.
- *Punto de corte:* Fecha en la que se realiza el proyecto.
- *Periodo de comportamiento:* Lapso en meses sobre el cual se mide el comportamiento de pago de los clientes. Periodo de tiempo entre el punto de observación y el punto de corte.

3.1.2 DETERMINACIÓN DE LA POBLACIÓN

Para seleccionar la población se tomó en cuenta a clientes que se encuentren dentro de un periodo mínimo de maduración, es decir, que se conoce perfectamente su comportamiento de pago y con esta referencia tener la plena seguridad de encasillarlos dentro de una variable discriminante. El número de créditos que tenga el cliente a la fecha de corte es indiferente para realizar los cálculos y análisis del modelo, sin embargo este dato puede ser relevante al momento de considerar su comportamiento de pago y crediticio.

Clientes por cantidad de préstamos			
Cantidad de préstamos	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
1	26310	29.96%	29.96%
2	18695	21.29%	51.24%
3	13914	15.84%	67.09%
4	9504	10.82%	77.91%
5	6894	7.85%	85.76%
6	4793	5.46%	91.22%
7	3317	3.78%	94.99%
8	2021	2.30%	97.29%
9	1175	1.34%	98.63%
10	620	0.71%	99.34%
11	300	0.34%	99.68%
12	150	0.17%	99.85%
13	63	0.07%	99.92%
14	37	0.04%	99.96%
15	13	0.01%	99.98%
16	11	0.01%	99.99%
17	4	0.00%	100.00%
18	2	0.00%	100.00%
20	2	0.00%	100.00%
Total	87825		

Tabla 6. Cantidad de clientes por número de préstamos concedidos

Revisando la información de la Tabla 6 se puede observar que aproximadamente el 80% de nuestros clientes ha recibido hasta 4 créditos a la fecha de corte del estudio, es decir existe una buena representatividad del número de créditos por cliente ya que es importante para la estimación de la probabilidad de incumplimiento que un cliente tenga más de un crédito, sin descartar a los clientes que tienen un solo crédito con la institución financiera.

Para la estimación de la variable de riesgo probabilidad de incumplimiento (PD) se realizó un análisis de antigüedad por crédito, el mismo que sirvió para plantearse la hipótesis sobre si los datos pudieran distorsionar el modelo por diferentes condiciones económicas y sociales asociadas a los comportamientos del año del otorgamiento del crédito, el siguiente cuadro resume la antigüedad de los créditos:

Año	Total
2005	0.01%
2006	1.34%
2007	11.65%
2008	68.48%
2009	18.53%

Tabla 7. Créditos otorgados por año

Como conclusión se tiene que el 97% de los créditos que fueron utilizados para el análisis se los otorgó entre los años 2007 y 2009 lo que nos da una buena perspectiva de comportamiento de pago para realizar los análisis correspondientes a la Probabilidad de Incumplimiento (PD), ya que la características económicas en el lapso de estos años han sido similares, cabe recalcar que el 100% de estas operaciones estaban vivas o activas a la fecha del corte (2009-04-30).

3.1.3 DETERMINACIÓN DE INCUMPLIMIENTO

El incumplimiento de pago debe definirse con cautela, por lo que es necesario identificar todo atraso que conlleve un coste para la organización. Para ello se han de verificar las siguientes condiciones:

- El atraso percibido ha de ser real y no estimado, según fechas concretas marcadas en la contratación del crédito, en función del método estipulado para su amortización por las partes contratantes.
- El atraso ha de producirse en, al menos, una cuota de amortización del microcrédito
- El atraso considerado ha de suponer un incremento en el coste para la entidad más que proporcional al habitual en caso de no sucederse esta contingencia. Generalmente, estos incrementos suelen darse en términos de costes administrativos debido al incremento monetario que supone realizar un seguimiento y gestionar el pago de un crédito cuyo reembolso mantiene un retraso considerable.

La matriz que a continuación se presenta explica el deterioro de la cartera de microcrédito o momento de incumplimiento. Los datos porcentuales que se encuentran por encima de la diagonal se refieren a los créditos que se deterioran o caen en su comportamiento de pago, es decir, su mora o atraso empeoró de un periodo de tiempo t_1 (tiempo inicial) a otro t_2 (tiempo final).

Cuando más de la mitad de la población (50%) se deteriora un año después de la fecha de otorgamiento del crédito es el momento del incumplimiento. Para la institución financiera se observa que este momento ocurre a los 30 días de mora (línea sombreada en la matriz de transición). El deterioro se calcula como la suma de los valores porcentuales de los rangos que caen en deterioro; así por ejemplo, para el deterioro del rango 0 de atraso en t_1 , el valor es:

$$14.85\% = 0.99\% + 6.31\% + 2.62\% + 1.76\% + 2.74\% + 0.43\%$$

Este efecto se lo puede observar en la siguiente matriz de transición, la misma que define la probabilidad de transición p_{ij} como la posibilidad de que un cliente que ha estado en un rango de atraso i en un tiempo t_1 pueda mantenerse o migrar a otro rango de atraso j al tiempo t_2 .

SALDO %										
		Rango de atraso t_2								deterioro
		0	1 - 5	6 - 30	31 - 60	61 - 90	91 - 180	181 - 360	> 360	
Rango de atraso t_1	0	85,15%	0,99%	6,31%	2,62%	1,76%	2,74%	0,43%	0,00%	14,85%
	1 - 5	23,52%	40,71%	0,00%	12,39%	7,88%	13,12%	2,26%	0,12%	35,77%
	6 - 30	31,34%	0,00%	23,99%	15,34%	11,05%	14,52%	3,81%	0,55%	45,27%
	31 - 60	16,64%	0,49%	6,77%	16,62%	12,98%	21,41%	15,98%	9,10%	59,47%
	61 - 90	8,26%	0,00%	5,66%	4,00%	3,09%	18,22%	18,95%	41,82%	78,99%
	91 - 180	7,05%	0,00%	1,11%	0,96%	1,51%	6,31%	10,81%	72,25%	83,06%
	181 - 360	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,01%	0,02%	99,97%	99,97%
	> 360	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	7,22%	0,00%	92,78%	

Tabla 8. Deterioro de la cartera

Por ejemplo, los datos porcentuales que se encuentran en la diagonal (85.15%, 40.71%, 23.39%, ..., 92.78%) son aquellos créditos que mantienen su edad de mora, es decir, su rango de mora o atraso se mantiene de un periodo de tiempo t_1 a otro t_2 . El 85.15% de los créditos que en el periodo t_1 estuvo con 0 días de atraso se mantuvo en este rango en el periodo t_2 , en cambio el 6.31% de los créditos que en el periodo t_1 estuvo con 0 días de atraso para el periodo t_2 tuvo un deterioro que lo ubicó en el rango de atraso de 6 a 30 días.

En el modelo de calificación riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia, Schreiner (1999) establece el atraso costoso o incumplimiento a un crédito como un “atraso de 15 días o más”. En el caso de la institución financiera, como se observa en la tabla anterior el concepto de

incumplimiento se lo ve a los 30 días desde el vencimiento de al menos una cuota de amortización del microcrédito concedido a un determinado cliente.

3.1.4 MORA MÁXIMA HISTÓRICA

Esta es la edad de mora máxima (mora_max) con la que el cliente realizó sus pagos en toda la historia del crédito. Como se puede apreciar en el siguiente cuadro, aproximadamente el 80% de los créditos (% acumulado) tienen una edad de mora o mora máxima, inferior a los 30 días, por lo que se considera clientes buenos a todos los clientes con moras máximas inferiores a 30 días, cabe recordar que en microcrédito generalmente se consideran clientes malos aquellos con moras históricas (incluida la mora actual) superiores a 30 días.

mora_max	% Pérdida	No. Clientes	% clientes	% Acumulado
<1	0.39%	16441	18.72%	18.72%
1-10	0.48%	39307	44.75%	63.47%
11-20	0.48%	8388	9.55%	73.02%
21-30	0.66%	4610	5.25%	78.27%
31-40	1.29%	2495	2.84%	81.11%
41-50	2.12%	1943	2.21%	83.32%
51-60	2.66%	1602	1.82%	85.14%
61-70	3.50%	1154	1.31%	86.46%
71-80	5.09%	1129	1.29%	87.74%
81-90	7.08%	945	1.08%	88.82%
>91	33.76%	9820	11.18%	100.00%
Total general	3.80%	87834	100.00%	

Tabla 9. Mora máxima histórica

Se puede observar que los clientes que tienen una mora máxima mayor a 91 días representan el valor más alto de pérdida 33.76%, así, estos clientes se catalogarían como malos clientes.

3.1.5 MORA PROMEDIO HISTÓRICA

La mora promedio es la relación de los días que ha estado en mora el cliente versus las cuotas que lleva del crédito, esto desvanece en el tiempo a las moras altas pero esporádicas (volatilidad) y resalta la frecuencia en el pago con retraso.

mora_prom	% Perdida	No. Clientes	% clientes	% Acumulado
<1	0.47%	59742	68.02%	68.02%
1-10	0.83%	12775	14.54%	82.56%
11-20	2.24%	2884	3.28%	85.84%
21-30	2.19%	1825	2.08%	87.92%
31-40	9.33%	1342	1.53%	89.45%
41-50	9.37%	986	1.12%	90.57%
51-60	9.70%	852	0.97%	91.54%
61-70	22.64%	701	0.80%	92.34%
71-80	24.84%	629	0.72%	93.06%
81-90	25.64%	579	0.66%	93.72%
>91	50.94%	5519	6.28%	100.00%
Total general	3.80%	87834	100.00%	

Tabla 10. Mora promedio histórica

Al igual que en la mora máxima se puede observar que los clientes que tienen una mora promedio mayor a 91 días representan el valor más alto de pérdida 6.28%, así, estos clientes se catalogarían como malos clientes.

3.1.6 DEFINICION DE BUENOS Y MALOS CLIENTES

Para el análisis y estimación de la probabilidad de incumplimiento (PD) se requiere en primer lugar de una definición de buenos y malos clientes. El proceso se basa en definir bajo ciertas características, qué cliente es bueno y qué cliente es malo y una vez tomadas estas consideraciones crear un indicador de **buenos y malos**, ésta es

la variable dependiente que se va a pronosticar y la que mediante el score de comportamiento se pretende explicar. Para ello se busca estudiar el comportamiento histórico de pago de las obligaciones de cada cliente.

El punto básico de la definición de clientes buenos y clientes malos está en que esta definición sea acorde con las expectativas de la institución financiera y del perfil de los clientes que se quiere recibir como población objetivo. El concepto más cercano a cliente malo es: aquel cliente que tiene una alta probabilidad de que no se recupere, es decir, que llega hasta el castigo o que no cumpla con sus obligaciones financieras frente a la institución financiera. Esto implica que la definición y los análisis que la soportan estén fundamentados en la visión de negocios de la institución financiera.

La propuesta planteada se basa en el deterioro de la mora de la población de clientes de la institución financiera y en la experiencia que tiene en el sector de las microfinanzas, en donde un cliente que llega a *mora máxima* de 30 días tiene una probabilidad de deterioro superior al que presenta un cliente en otro tipo de cartera. También se extiende la definición no solamente a que el cliente haya alcanzado un determinado tiempo de mora (edad de la mora), sino también en la recurrencia de mora en la que cae el cliente, visto a través de la *mora promedio* con la que paga cada una de las cuotas.

En un estudio previo realizado en la institución financiera de “buenos y malos clientes” se realiza un análisis de “cascadas” para una muestra de créditos otorgados de entre el treinta de junio del 2007 y el treinta de abril del 2009, en el cual se puede evaluar el comportamiento y estado de un crédito después de un periodo de tiempo; se observa el estado final del crédito al momento del análisis 30 de abril del 2010 (un año después de la fecha de otorgamiento del crédito). Este análisis se lo realiza con las variables mora máxima (días) vs. mora promedio (días) y se

encuentra segmentado por número de clientes y pérdida estimada como se muestra a continuación:

No. Clientes												
	mora_max											
mora_prom	<1	1-10	11-20	21-30	31-40	41-50	51-60	61-70	71-80	81-90	>91	Total general
<1	18.72%	44.20%	4.91%	0.18%	0.00%	-	-	-	-	-	-	68.02%
1-10	-	0.55%	4.61%	4.90%	2.32%	1.28%	0.58%	0.20%	0.08%	0.02%	0.00%	14.54%
11-20	-	-	0.03%	0.13%	0.37%	0.68%	0.73%	0.51%	0.40%	0.24%	0.20%	3.28%
21-30	-	-	-	0.04%	0.12%	0.15%	0.29%	0.31%	0.34%	0.27%	0.55%	2.08%
31-40	-	-	-	-	0.02%	0.09%	0.15%	0.12%	0.19%	0.20%	0.77%	1.53%
41-50	-	-	-	-	-	0.01%	0.05%	0.10%	0.13%	0.11%	0.72%	1.12%
51-60	-	-	-	-	-	-	0.02%	0.07%	0.08%	0.08%	0.71%	0.97%
61-70	-	-	-	-	-	-	-	0.02%	0.07%	0.08%	0.64%	0.80%
71-80	-	-	-	-	-	-	-	-	0.01%	0.05%	0.66%	0.72%
81-90	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.01%	0.65%	0.66%
>91	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	6.28%	6.28%
Total general	18.72%	44.75%	9.55%	5.25%	2.84%	2.21%	1.82%	1.31%	1.29%	1.08%	11.18%	100.00%

Tabla 11. No. de clientes vs. moras

En la tabla anterior se distribuyen los clientes según su atraso promedio (filas) y su atraso máximo (columnas), así por ejemplo se puede observar que la porción de clientes que caen en mora máxima menor a 30 días y mora promedio menor a 10 días es del 78.07%.

$$78.07\% = 18.72\% + 44.20\% + 4.91\% + 0.18\% + 0.55\% + 4.61\% + 4.90\%$$

Los puntos de corte para los días de mora máxima y días de mora promedio se los define por medio de la aversión al riesgo que se quiera tener en el negocio.

PÉRDIDA												
	mora_max											
mora_prom	<1	1-10	11-20	21-30	31-40	41-50	51-60	61-70	71-80	81-90	>91	Total general
<1	0.39%	0.49%	0.53%	0.55%	0.51%	-	-	-	-	-	-	0.47%
1-10	-	0.23%	0.43%	0.65%	1.16%	1.89%	2.16%	2.46%	2.51%	2.95%	2.36%	0.83%
11-20	-	-	0.78%	1.17%	1.68%	2.09%	2.30%	2.51%	2.56%	2.57%	2.57%	2.24%
21-30	-	-	-	0.86%	1.51%	1.66%	1.76%	2.08%	2.26%	2.56%	2.65%	2.19%
31-40	-	-	-	-	6.88%	6.78%	7.50%	7.53%	8.71%	9.26%	10.49%	9.33%
41-50	-	-	-	-	-	6.99%	6.28%	6.59%	7.67%	7.65%	10.66%	9.37%
51-60	-	-	-	-	-	-	5.50%	9.16%	7.97%	8.28%	10.27%	9.70%
61-70	-	-	-	-	-	-	-	13.15%	18.98%	17.41%	23.99%	22.64%
71-80	-	-	-	-	-	-	-	-	18.78%	24.51%	24.93%	24.84%
81-90	-	-	-	-	-	-	-	-	-	13.41%	25.78%	25.64%
>91	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	50.94%	50.94%
Total general	0.39%	0.48%	0.48%	0.66%	1.29%	2.12%	2.66%	3.50%	5.09%	7.08%	33.76%	3.80%

Tabla 12. Pérdida vs. Moras

De igual forma se distribuye la pérdida generada según su atraso promedio (filas) y su atraso máximo (columnas), así por ejemplo se observa que la mayor porción de pérdida caen en mora máxima mayor a 30 días y mora promedio mayor a 30 días, la segmentación de esta tabla permitirá crear el indicador de buenos y malos clientes o variable dependiente que será utilizada en el modelo de regresión logística.

En la construcción del modelo para la probabilidad de incumplimiento (PD), para definir qué es un cliente bueno y uno malo, se usa como parámetros de corte los niveles de atraso máximo y promedio; ésta es una metodología estándar en este tipo de desarrollos. El indicador que ayuda en el corte es la pérdida que se construyó de manera equivalente al indicador de cosechas de microcréditos, así:

$$\text{indicador de pérdida} = \left(\frac{\text{riesgo}}{\text{monto colocado}} \right)$$

Donde:

*Riesgo = Provisión de la operación a la fecha de análisis*¹⁵.

Monto colocado = Valor concedido o prestado.

En el cuadro de pérdidas (Tabla 12) se identifican como clientes malos los que presentan moras máximas históricas superiores a 30 días y moras promedio históricas superiores a 30 días.

Una vez revisados los cuadros antecedentes, la definición de la variable dependiente para la construcción del modelo de probabilidad de incumplimiento (PD) se define de la siguiente manera:

	Días de atraso	
	máximo	promedio
Buenos	$x \leq 30$	$x \leq 10$
Malos	$x > 30$	$x > 30$
Indeterminados	resto	

Tabla 13. Definición del indicador de buenos y malos clientes

- *Cliente bueno:* cliente que tiene un atraso máximo menor o igual a treinta días y un atraso promedio menor o igual a diez días.
- *Cliente malo:* cliente que tiene un atraso máximo mayor a treinta días y un atraso promedio mayor a treinta días.
- *Cliente indeterminado:* cliente que no se encuentra en ninguno de las dos anteriores clasificaciones.

¹⁵ Provisión calculada de acuerdo a la normativa vigente de la Superintendencia de Bancos y Seguros.

3.1.7 DISTRIBUCIÓN DEL INDICADOR DE BUENOS Y MALOS

indicador de buenos y malos			
	frecuencia	porcentaje	porcentaje acumulado
bueno	68569	78.07%	78.07%
malo	10833	12.33%	90.41%
indt.	8423	9.59%	100.00%
Total	87825	100.00%	

Tabla 14. Distribución buenos y malos

Con la anterior definición de clientes buenos y malos, se tendrían para la ventana de tiempo determinada que el 78% de la población de la institución financiera sería buena, es decir 68569 clientes, 10833 clientes que representan el 12% de la población serían considerados clientes malos y 8423 clientes que representa el 10% son clientes indeterminados, en resumen existe una relación 6 a 1 entre clientes buenos y clientes malos.

La variable a usarse en el modelo como dependiente será el indicador de buenos y malos, esta variable es de tipo dicotómica con un valor de uno (1) para los clientes considerados como “buenos” y cero (0) para los clientes considerados como “malos”.

3.1.8 ANÁLISIS DE COMPORTAMIENTO DE VARIABLES

Una vez definida la metodología para la estimación de la probabilidad de incumplimiento (PD) y conceptualizada la variable dependiente o indicador de buenos y malos, la siguiente fase consiste en seleccionar un conjunto de variables explicativas las mismas que deben tener suficiente evidencia de tener una tendencia ya sea a la alza o a la baja respecto a la tasa de malos en cada categoría.

Este estudio se lo realizará mediante un análisis univariante de las variables que constan en la base de datos consolidada contra la variable dependiente o indicador de buenos y malos. Una vez escogidas estas variables predictivas, se realizará un análisis de correlaciones con la finalidad de no introducir variables semejantes en su estructura que hagan que el modelo de predicción presente un resultado no satisfactorio.

3.1.9 ANÁLISIS UNIVARIANTE

Este análisis permite seleccionar las variables independientes que teóricamente pueden explicar el comportamiento de pago de los clientes, el análisis se lo realizó comparando el número de individuos “malos” en una categoría (propias de cada variable) y el total de individuos que se encuentran en la misma categoría, esta comparación da un valor que se denomina “tasa de malos”.

$$tasa\ malos = \frac{x_{i.}}{X_{i..}}$$

Dónde.

$x_{i.}$ = Número de individuos malos en la categoría i .

$X_{i..}$ = Número total de individuos en la categoría i .

La construcción del modelo del score de comportamiento requiere un análisis previo de las variables independientes, con una doble función que a continuación se explica:

- a) En primer lugar, el proceso de evaluación de los datos indicará cuáles son las variables explicativas consideradas para la construcción de la aplicación del score de comportamiento.

- b) En segundo lugar, el proceso servirá como base para la realización del modelo estadístico en cuanto a la inclusión de las variables independientes, según vayan interviniendo, en las fases específicas de la construcción del modelo.

La etapa de análisis univariado para la selecciones de variables independientes es capaz de predecir el comportamiento de pago de un cliente. Lo que se intenta encontrar en esta etapa son las variables independientes más correlacionadas con la variable dependiente (buenos y malos) mediante el estudio de cada grupo de variables¹⁶, las mismas que aportan distintos criterios sobre el comportamiento de cada cliente.

A continuación se ejemplificará la metodología del análisis univariante con algunas de variables por cada agrupación de las mismas:

Estado Civil del cliente:

En el estado civil del cliente se observa que la tasa de malos se acumula en mayor proporción en el estado civil soltero, es decir la mayor cantidad de clientes “malos” son solteros en cambio los estados civiles que acumulan una menor cantidad de clientes “malos” están entre el viudo y casado. Se debe tomar muy en cuenta el porcentaje de participación de cada categoría, que debe ser representativo¹⁷ de acuerdo a la población estudiada.

¹⁶ Tabla 5.

¹⁷ Para que una categoría en las variables independientes sea representativa se consideró que ésta debe ser mayor al 1% respecto a la población.

Estado civil del cliente											
tipo	Bueno			Malo			Indeterminado			Total	
	Recuento	%	% de la fila	Recuento	%	Tasa de malos	Recuento	%	% de la fila	Recuento	%
Viudo	1,796	2.62%	80.47%	212	1.96%	9.50%	224	2.66%	10.04%	2,232	2.54%
Casado	42,260	61.63%	80.77%	5,216	48.15%	9.97%	4,845	57.52%	9.26%	52,321	59.57%
Separado	3,079	4.49%	76.74%	535	4.94%	13.33%	398	4.73%	9.92%	4,012	4.57%
Soltero	21,434	31.26%	73.25%	4,870	44.96%	16.64%	2,956	35.09%	10.10%	29,260	33.32%
Total	68,569	100.00%	78.07%	10,833	100.00%	12.33%	8,423	100.00%	9.59%	87,825	100.00%

Tabla 15. Análisis univariado-estado civil

Una manera resumida de ver el análisis de los datos es presentarla de manera gráfica, ésta permitirá de manera más sencilla determinar si los datos siguen una tendencia o por lo contrario la variable no aporta mayor discriminación al estudio de los datos.

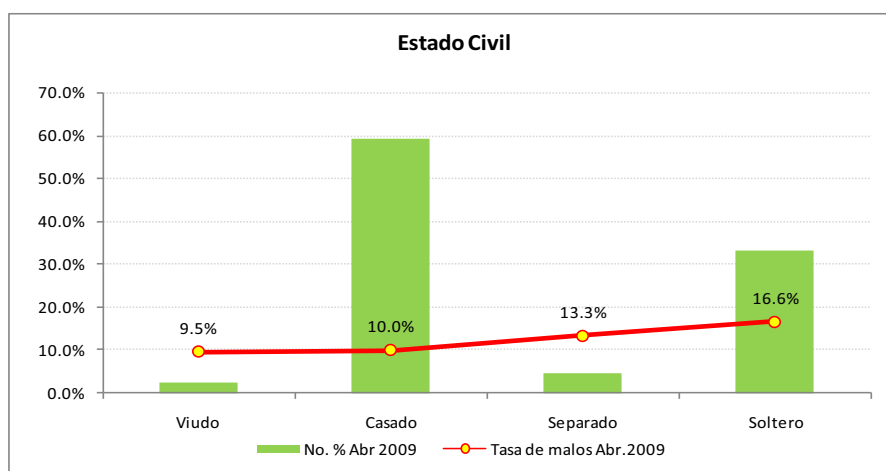


Ilustración 4. Tasa de malos-estado civil

En la gráfica se puede observar claramente que la acumulación de clientes malos se posa sobre la categoría de clientes con estado civil *soltero*, esta clase de comportamientos sobre estas categorías cualitativas en el que se distinguen valores de discriminación son las que se requieren para la conformación del modelo.

Sexo del cliente:

En el sexo del cliente se observa que la tasa de malos se acumula en mayor proporción en el sexo femenino, es decir la mayor cantidad de clientes “malos” son mujeres; sin embargo, este valor no es concluyente ya que esta tasa no se aleja de manera significativa de la tasa de malos del sexo masculino. Si se revisa el porcentaje de participación de cada sexo es prácticamente 50/50 lo que no daría una discriminación significativa al modelo de predicción.

Sexo del cliente											
tipo	Bueno			Malo			Indeterminado			Total	
	Recuento	%	% de la fila	Recuento	%	Tasa de malos	Recuento	%	% de la fila	Recuento	%
Femenino	36,986	53.9%	77.1%	6,278	58.0%	13.1%	4,732	56.2%	9.9%	47,996	54.6%
Masculino	31,583	46.1%	79.3%	4,555	42.0%	11.4%	3,691	43.8%	9.3%	39,829	45.4%
Total	68,569	100.00%	78.07%	10,833	100.00%	12.33%	8,423	100.00%	9.59%	87,825	100.00%

Tabla 16. Análisis univariado-sexo cliente

Gráficamente el análisis no revela ninguna tendencia significativa, esto quiere decir que esta variable no aportaría ningún valor para la predicción del modelo.

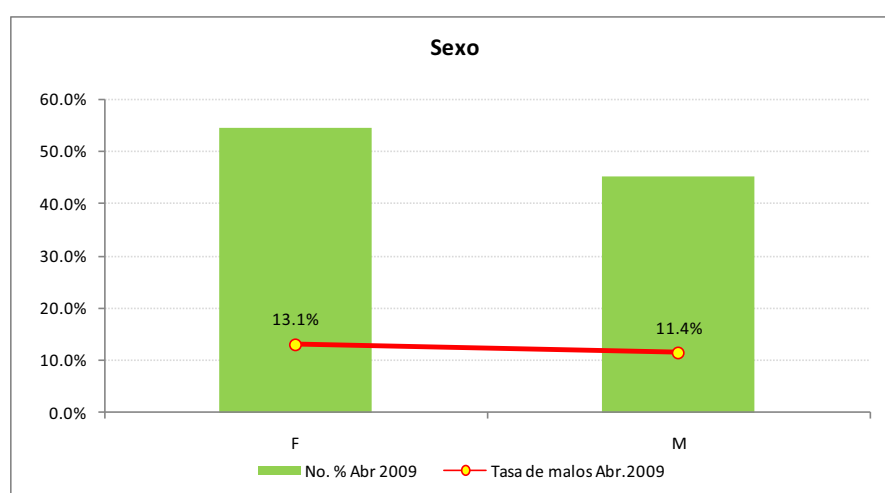


Ilustración 5. Tasa de malos-sexo del cliente

Edad del cliente:

La edad del cliente es una variable continua que se la ha agrupado en deciles para poder analizar su tendencia. Por ejemplo el grupo 1 representa a los clientes que tienen edades entre 18 a 27 años y el grupo 10 son los clientes con edades superiores a los 57 años.

Se observa que la tasa de malos se acumula en mayor proporción en los primeros grupos, es decir, a menor edad mayor cantidad de clientes “malos”; además, cada grupo tiene una buena representación de clientes lo que haría que esta variable pueda ser considerada como una buena variable predictiva.

Edad del cliente											
tipo	Bueno			Malo			Indeterminado			Total	
	Recuento	%	% de la fila	Recuento	%	Tasa de malos	Recuento	%	% de la fila	Recuento	%
Grupo 1	6,886	10.0%	70.6%	1,757	16.2%	18.0%	1,104	13.1%	11.3%	9,747	11.1%
Grupo 2	5,542	8.1%	74.8%	1,087	10.0%	14.7%	777	9.2%	10.5%	7,406	8.4%
Grupo 3	6,046	8.8%	75.3%	1,158	10.7%	14.4%	828	9.8%	10.3%	8,032	9.1%
Grupo 4	8,018	11.7%	76.6%	1,379	12.7%	13.2%	1,066	12.7%	10.2%	10,463	11.9%
Grupo 5	6,253	9.1%	76.6%	1,058	9.8%	13.0%	853	10.1%	10.4%	8,164	9.3%
Grupo 6	6,204	9.0%	79.7%	896	8.3%	11.5%	689	8.2%	8.8%	7,789	8.9%
Grupo 7	7,986	11.6%	80.0%	1,077	9.9%	10.8%	923	11.0%	9.2%	9,986	11.4%
Grupo 8	6,557	9.6%	81.5%	839	7.7%	10.4%	654	7.8%	8.1%	8,050	9.2%
Grupo 9	7,771	11.3%	82.5%	852	7.9%	9.0%	798	9.5%	8.5%	9,421	10.7%
Grupo 10	7,306	10.7%	83.3%	730	6.7%	8.3%	731	8.7%	8.3%	8,767	10.0%
Total	68,569	100.00%	78.07%	10,833	100.00%	12.33%	8,423	100.00%	9.59%	87,825	100.00%

Tabla 17. Análisis univariado-edad del cliente

Gráficamente se observa una línea de tendencia descendente desde los grupos de edades más jóvenes hacia los grupos de edades mayores, lo que implica que esta variable se puede utilizar para los análisis de los datos en el modelo.

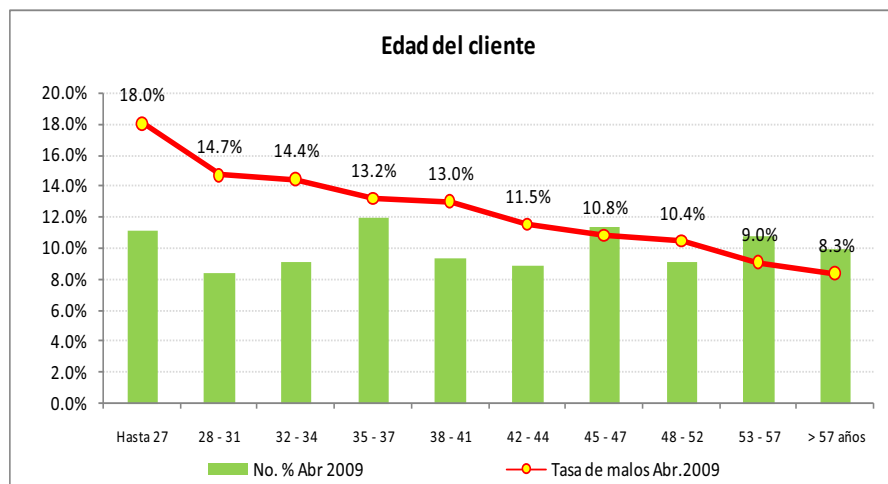


Ilustración 6. Tasa de malos-edad del cliente

Indicador de reestructura:

Esta variable muestra si algún crédito que se otorgó al cliente está reestructurado; es decir, si el indicador es positivo (categoría “SI”) existió una falta grave de parte del cliente al no cancelar sus obligaciones con el banco, por lo tanto la tasa de clientes “malos” se acumula en este indicador.

Indicador de reestructura											
tipo	Bueno			Malo			Indeterminado			Total	
	Recuento	%	% de la fila	Recuento	%	Tasa de malos	Recuento	%	% de la fila	Recuento	%
No	68,149	99.4%	78.9%	10,061	92.9%	11.7%	8,147	96.7%	9.4%	86,357	98.3%
Si	420	0.6%	28.6%	772	7.1%	52.6%	276	3.3%	18.8%	1,468	1.7%
Total	68,569	100.00%	78.07%	10,833	100.00%	12.33%	8,423	100.00%	9.59%	87,825	100.00%

Tabla 18. Análisis univariado-indicador reestructura

Gráficamente se observa que la tendencia de este indicador sube rápidamente si el tipo de reestructura es positivo.

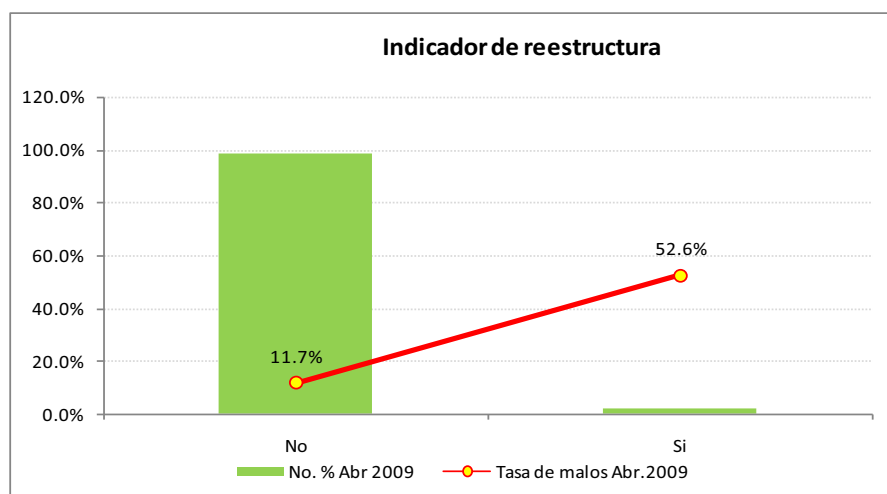


Ilustración 7. Tasa de malos-indicador de reestructura

Igual procedimiento se realizó con todas las variables que forman parte de la base de datos utilizada para la estimación de probabilidad de incumplimiento (PD).

La tabla 19 muestra el conjunto de variables¹⁸ consideradas a partir del análisis cruzado, las mismas que servirán para identificar a las variables que serán incluidas en el modelo logístico.

¹⁸ El listado completo de las variables en el que se incluyen el nombre de la variable y su descripción se encuentra en el anexo 1.

Agrupación	Variable	Tipo
Cliente	Estado Civil	Nominal
	Sucursal de ingreso	Nominal
	Provincia nacimiento	Nominal
	Tiene teléfono	Nominal
	Tipo vivienda	Nominal
	Educación	Nominal
	Edad al corte	Escala
	Antigüedad cliente	Escala
	Tiempo residencia	Escala
	Provincia residencia	Nominal
Producto	Actividad económica del cliente	Escala
	Saldo de deuda	Escala
	Monto vencido	Escala
	Indicador de reestructura	Nominal
	Cant. Cuotas pagadas	Escala
	Cant. Cuotas faltantes	Escala
	Saldo vencido total	Escala
	Cuota total	Escala
	Saldo vencido del préstamo	Escala
	Saldo a monto (calculado)	Escala
	Cuota a monto (calculado)	Escala
	Cuota a saldo (calculado)	Escala
	Monto máximo otorgado	Escala
	Monto total cancelado	Escala
	Antigüedad crédito	Escala
Comportamiento de pagos	Monto máximo de cuota	Escala
	Prom. Días de atraso en los últimos 3 cuotas	Escala
	Prom. Días de atraso en los últimos 6 cuotas	Escala
	Prom. Días de atraso en los últimos 12 cuotas	Escala
	Prom. Días de atraso en los últimos 24 cuotas	Escala
	Prom. Días de atraso histórico	Escala
	Max. Días de atraso en los últimos 3 cuotas	Escala
	Max. Días de atraso en los últimos 6 cuotas	Escala
	Max. Días de atraso en los últimos 12 cuotas	Escala
	Max. Días de atraso en los últimos 24 cuotas	Escala
	Max. Días de atraso histórico	Escala
	Min. Días de atraso en los últimos 3 cuotas	Escala
	Cant. Veces con atraso entre 6 y 30 días U6M	Nominal
	Cant. Veces con atraso entre 31 y 60 días U6M	Nominal
	Cant. Veces con atraso entre 61 y 90 días U6M	Nominal
	Indicador Int Mora U3M	Nominal
	Indicador Int Mora U24M	Nominal
Indicador Gest Cob U3M	Nominal	
Indicador Gest Cob U24M	Nominal	
Préstamo activo y cancelado	Cant. Cuotas Máximas	Escala
	Cant. Prestamos	Escala
	Cant. Prestamos Cancelados	Escala
Microempresa	Cuotas Promedio	Escala
	Valor de Caja, bancos	Escala
	Valor en activos fijos	Escala
	Valor total del patrimonio (negocio)	Escala
	Valor total del patrimonio (cliente)	Escala
	Gastos generales de la microempresa	Escala
	Otros ingresos familiares	Escala
	Gastos familiares	Escala
	Líquido disponible	Escala
	Capital de trabajo	Escala
	Rotación del capital de trabajo	Escala
	Dependencia del negocio	Escala
	Cuota propuesta sobre exedente	Escala
	Dependencia del negocio de otros ingresos	Escala
	Endeudamiento con credito	Escala
	Destino economico del microcrédito	Nominal
	Tipo local	Nominal
Buró de crédito	s_x_v_t_nbs	Escala
	Deuda mala del titular en el sistema financiero	Escala
	Deuda mala del no titular en el sistema financiero	Escala
	s_total_t_nbs	Escala
	Número de préstamos en microempresa	Nominal
	Número de préstamos en total	Nominal
	no_malas_t_nbs	Nominal
	(deudaSF+saldoBS)/liquidez	Escala
	@_deuda_mala_sf_a_liq	Escala
	@_cuo_a_liq_sf	Escala
	@_no_malas_a_total	Nominal

Tabla 19. Variables finales del análisis univariado

3.1.10 ANÁLISIS DE CORRELACIÓN

Una vez realizado el análisis cruzado de todas las variables que se encuentran en la base de datos y seleccionadas las variables que pueden llegar a predecir el comportamiento de pago de un cliente, se obtiene un segundo listado de variables que servirán para realizar la construcción del modelo. Un paso previo a la construcción del modelo será un análisis de correlación de estas variables, el mismo que servirá para descartar variables altamente correlacionadas dentro de un grupo de variables homogéneas; es decir, no se comparará la correlación entre grupos de variables más bien el análisis va dentro de cada grupo de variables.

A continuación se ejemplificará la metodología del análisis correlación con un par de grupos de variables, los resultados se analizaron en el software SPSS 15.0.

Grupo de variables días de mora promedio:

Este grupo de variables muestra la historia de pago (días de mora) de los créditos otorgados al cliente. El grupo muestra datos para variables que se encuentran 3, 6, 12 y 24 meses antes de la fecha de corte y además muestra el promedio general de los días de mora del cliente.

		dias_mora_ avg_U3	dias_mora_ avg_U6	dias_mora_ avg_U12	dias_mora_ avg_U24	dias_mora_ avg
dias_mora_avg_U3	Correlación de Pearson	1	0.962	0.924	0.916	0.670
	N	63669	63669	63669	63669	63669
dias_mora_avg_U6	Correlación de Pearson	0.962	1	0.973	0.960	0.678
	N	63669	63669	63669	63669	63669
dias_mora_avg_U12	Correlación de Pearson	0.924	0.973	1	0.992	0.710
	N	63669	63669	63669	63669	63669
dias_mora_avg_U24	Correlación de Pearson	0.916	0.960	0.992	1	0.725
	N	63669	63669	63669	63669	63669
dias_mora_avg	Correlación de Pearson	0.670	0.678	0.710	0.725	1
	N	63669	63669	63669	63669	63669

Tabla 20. Correlaciones variables días mora promedio

En la tabla anterior se puede observar una correlación significativa entre las variables que forman parte del grupo. Por la alta correlación no se tomará en cuenta todas las variables al momento de realizar la carga de variables para el modelo logístico. Por ejemplo, las variables que se tomarán en cuenta son las que tienen historia reciente y la historia general de los días de mora del cliente, la razón es que estas variables son las de mayor representación al momento de analizar a un cliente antes de otorgar un crédito.

Grupo de variables microcrédito:

Este grupo de variables muestra el comportamiento financiero de la microempresa que el cliente posee. El análisis se lo realiza revisando las variables altamente correlacionadas y excluyéndolas para la carga en el modelo logístico.

		caja_bancos	activosfij	patrineg	patricli	gastosgen
caja_bancos	Correlación de Pearson	1	0.060	0.010	0.015	0.139
	N	63669	63669	63669	63669	63669
activosfij	Correlación de Pearson	0.060	1	0.009	0.087	0.170
	N	63669	63669	63669	63669	63669
patrineg	Correlación de Pearson	0.010	0.009	1	0.997	0.018
	N	63669	63669	63669	63669	63669
patricli	Correlación de Pearson	0.015	0.087	0.997	1	0.031
	N	63669	63669	63669	63669	63669
gastosgen	Correlación de Pearson	0.139	0.170	0.018	0.031	1
	N	63669	63669	63669	63669	63669

Tabla 21. Correlaciones variables microempresa

La tabla anterior muestra una parte de las variables de la microempresa. En esta tabla se observa la alta correlación que existe entre las variables que explican el patrimonio del cliente o patrimonio total (patricli) y el patrimonio del negocio (patrineg); por la alta significancia entre estas dos variables se tomará en cuenta la variable del patrimonio total ya que en esta variable se incluye el valor correspondiente del patrimonio del negocio.

3.1.11 CONSTRUCCIÓN DEL MODELO SCORE COMPORTAMIENTO (PD) MEDIANTE REGRESIÓN LOGÍSTICA

3.1.11.1 SELECCIÓN DE LA MUESTRA

La base de datos de la cartera de microcréditos de la institución financiera contiene información del comportamiento de pago histórico de los clientes que solicitaron créditos dentro del periodo 2005-2009, así como información del Buró de Crédito¹⁹, información demográfica e información financiera de la microempresa que el cliente posee. En la selección de la muestra utilizada para la elaboración del modelo de *probabilidad de incumplimiento* se ha seguido el siguiente procedimiento:

¹⁹ Instituciones que recolectan información financiera (créditos y pagos) de otras instituciones regulas y no regulas por la SBS de personas naturales en bases de datos, las mismas que pueden ser vendidas.

- Se pretende que la muestra aporte la mayor cantidad de información posible del cliente, tanto en términos cuantitativos como cualitativos.
- Los casos admitidos han de contener toda la información de las variables explicativas. Se han eliminado aquellos casos en los que no se aporta información discriminante en una determinada variable que sea analizada y seleccionada para la construcción del modelo, estos casos generalmente son aquellos que no contienen información, para el caso particular de la *probabilidad de incumplimiento* se eliminaron los casos con comportamiento “indeterminado”, es decir, los clientes que no se los considera ni buenos ni malos.
- La base de datos fue dividida aleatoriamente en dos sub-muestras. La intención era realizar una validación a posteriori sobre el modelo de regresión logística estimado, destinando el 80% de los casos totales a la estimación del modelo estadístico y el 20% restante a la validación del mismo.

	Buenos	Malos	Total
Población	68569	10833	79402
Muestra de estimación del modelo 80%	54948	8721	63669
Muestra de validación del modelo 20%	13621	2112	15733

Tabla 22. Distribución de la muestra

3.1.11.2 CATEGORIZACIÓN Y CODIFICACIÓN DE LAS VARIABLES DEL MODELO DE PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO

En esta parte del documento se realiza la creación de los vectores binarios²⁰ para cada una de las variables del modelo de *probabilidad de incumplimiento*. La categorización de las variables depende del nivel de discriminación con la que se quiere introducir las categorías de las variables en el modelo, en otras palabras, que valor en la variable es el punto de corte para discriminar entre cliente bueno, malo o indeterminado.

Para realizar este análisis se necesitó un indicador de referencia (% Ref.); este indicador mide la variación entre la tasa general de clientes malos y la tasa de clientes malos en una categoría dada, este indicador se comparó con un valor propuesto por el investigador para analizar el nivel de discriminación entre las categorías y así crear nuevas condiciones o categorías a las variables de estudio. El % Ref. se calcula de la siguiente forma:

$$\% Ref = \frac{(tm_i - tm)}{tm}$$

Donde

tm_i : es la tasa de clientes malos de la categoría i.

tm : es la tasa de clientes malos global.

Para el caso de la institución financiera, los niveles de discriminación (valor propuesto por el investigador) se los dividió de la siguiente manera:

²⁰ Codificación con valores de 0 o 1 que se otorga a la categoría de una variable de acuerdo a su agrupación.

% Ref.		Categoría
min	max	
$-\infty$	-25.00%	Positivo
-24.99%	-20.00%	Dudoso positivo
-19.99%	20.00%	Indiferente
20.01%	25.00%	Dudoso negativo
25.01%	$+\infty$	Negativo

Tabla 23. Niveles de discriminación

Los valores son el resultado de la aversión al riesgo que está dispuesta a tomar la institución financiera. La interpretación de cada una de las categorías depende de la tasa de Referencia o tasa de cambio, así por ejemplo, si el % Ref. de una categoría se encuentra entre -24.99% y -20.00% se considera como una categoría que puede llegar a ser positiva (Dudoso positivo).

Como ejemplo de la discriminación de categorías se muestra la variable del estado civil del cliente.

Estado civil del cliente			
tipo	Tasa de malos	% Ref.	Categoría
Viuado	9.5%	-23.0%	Dudoso positivo
Casado	10.0%	-19.2%	Indiferente
Separado	13.3%	8.1%	Indiferente
Soltero	16.6%	34.9%	Negativo
Total	12.3%		

Tabla 24. Discriminación variable estado civil

Tomando este ejemplo, se observa que la tasa de malos de los clientes solteros es del 16.6%, que comparada con la tasa de malos global que se encuentra en el 12.3% es un 34.9% más alta, lo que indica que es una característica catalogada como negativa (%Ref. > 25.01%).

Para el caso de las variables cuantitativas se construyen rangos para poder hacer el análisis de categorización, en este caso, se construyeron deciles sobre los cuales se calcula el %Ref. y se mide la variación entre la tasa general de clientes malos y la tasa de clientes malos en cada uno de los deciles.

Como ejemplo de la discriminación de categorías en una variable cuantitativa se muestra la variable Caja bancos.

Caja bancos					
Percentil	min.	max.	Tasa de malos	% Ref.	Categoría
1	-	70.00	16.4%	33.0%	Negativo
2	70.01	100.00	14.8%	19.7%	Indiferente
3	100.01	150.00	13.6%	10.0%	Indiferente
4	150.01	200.00	12.5%	1.7%	Indiferente
5	200.01	220.00	11.6%	-6.4%	Indiferente
6	220.01	300.00	12.4%	0.6%	Indiferente
7	300.01	400.00	12.0%	-2.5%	Indiferente
8	400.01	500.00	11.1%	-10.1%	Indiferente
9	500.01	800.00	10.1%	-17.8%	Indiferente
10	800.01	999,999.00	8.8%	-28.8%	Positivo
Total			12.3%		

Tabla 25. Discriminación variable caja bancos

En la tabla anterior se puede distinguir tres (3) categorías bien definidas:

1. Negativo: clientes con valores inferiores o iguales a 70 dólares;
2. Indiferente: clientes con valores mayores a 70 y menores a 800 dólares, y;
3. Positivo: clientes con valores superiores a 800 dólares.

De esta manera se construyen y se limitan o fijan las categorías de las variables cuantitativas.

Tomando en cuenta esta categorización se procede a la codificación en vectores binarios (0,1); así, para tres (3) categorías se obtienen dos vectores y si se tiene dos (2) categorías se obtiene 1 vector, así:

Categoría	Vector 1	Vector 2
negativo	1	0
indeterminado	0	1
positivo	0	0

Categoría	Vector 1
negativo	1
positivo	0

Tabla 26. Codificación de categorías

Con esta codificación los vectores se interpretan como una medida de cambio en el riesgo al pasar de una categoría a otra, estos vectores son llamadas variables “dummy” y los utilizados internamente en el modelo de regresión logística para hallar en este caso la probabilidad de incumplimiento.

3.1.11.2.1 VARIABLES DEL CLIENTE-SOCIODEMOGRÁFICAS

Edad del cliente

La edad del cliente, deberá ser calculada como la diferencia en años entre la fecha de nacimiento del cliente y la fecha de cálculo de score. El registro de fecha de nacimiento que deberá usarse para el cálculo será de la base de datos de la institución financiera; solamente cuando el cliente no disponga de fecha de nacimiento en dicha base se usará el ingresado en la solicitud de crédito.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros	
		Vector_1	Vector_2
Edad del cliente	$x \leq 27$	1	0
	$27 < x < 52$	0	1
	$x \geq 52$	0	0

Tabla 27. Codificación edad del cliente

Estado civil

El estado civil del cliente, deberá ser el registro que conste en la base de datos de la institución financiera, solamente cuando el cliente no disponga de este registro en dicha base se usará el ingresado en la solicitud de crédito.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_3
Estado civil	soltero	1
	casado, separado, viudo, divorciado	0

Tabla 28. Codificación estado civil

Tipo de vivienda

Es el tipo de vivienda en la que el cliente reside.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_4
Tipo vivienda	Arrendada, Familiar, Hipotecada	1
	Propia	0

Tabla 29. Codificación tipo de vivienda

Tiene teléfono

Indicador que se refiere a la tenencia o no de una línea telefónica propia, ya sea este fijo o móvil.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_5
Tiene telefono	No	1
	Si	0

Tabla 30. Codificación tiene teléfono

Provincia de residencia

Esta variable se refiere al lugar geográfico en la que el cliente se encuentra residiendo en el momento o instante actual, en la categorización de variables “Otros” se refiere al resto de provincias.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros	
		Vector_6	Vector_7
Provincia residencia del cliente	Azuay, Guayas, Los Rios	1	0
	Otros	0	1
	Chimborazo, Cotopaxi, Tungurahua	0	0

Tabla 31. Codificación provincia de residencia

Oficina de apertura

La variable se refiere al primer lugar u oficina de la institución financiera donde el cliente abrió una operación de crédito, para la variable oficina de apertura, el GRUPO 1 concentra a todos los cantones considerados como malos (definición buenos y malos), el GRUPO 3 concentra a todos los cantones considerados como indeterminados y el GRUPO 5 concentra a todos los cantones considerados como buenos.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros	
		Vector_8	Vector_9
Oficina apertura	Grupo 1	1	0
	Grupo 3	0	1
	Grupo 5	0	0

Tabla 32. Codificación oficina de apertura

La clasificación de las oficinas de la institución financiera se la presenta en la siguiente tabla:

Oficina	Parámetro
PRIMERO DE MAYO	Grupo 1
CUENCA	Grupo 1
LIBERTAD	Grupo 1
HUANCAVILCA	Grupo 1
DAULE	Grupo 1
MAYORISTA	Grupo 1
IÑAQUITO	Grupo 1
COTOCOLLAO	Grupo 1
TUMBACO	Grupo 3
PARQUE CALIFORNIA	Grupo 3
IBARRA	Grupo 3
ESMERALDAS	Grupo 3
GUAYAQUIL	Grupo 3
ATAHUALPA	Grupo 3
CENTRO	Grupo 3
RECREO	Grupo 3
MANTA	Grupo 3
MATRIZ	Grupo 3
SANTO DOMINGO	Grupo 3
OTROS	Grupo 3
RIOBAMBA	Grupo 5
SANGOLQUI	Grupo 5
CAYAMBE	Grupo 5
OTAVALO	Grupo 5
MACHACHI	Grupo 5
AMBATO	Grupo 5
LATACUNGA	Grupo 5

Tabla 33. Grupo por oficina

3.1.11.2.2 VARIABLES DATOS DEL PRODUCTO

Indicador de reestructura

Esta variable representa al indicador que muestra si un cliente ha tenido alguna operación reestructurada en la institución financiera.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_10
Indicador de reestructura	Si	1
	No	0

Tabla 34. Codificación de reestructura

3.1.11.2.3 VARIABLES PRÉSTAMO ACTIVO Y CANCELADO

Cantidad de préstamos cancelados

Esta variable numérica representa al indicador que muestra cuántos microcréditos u operaciones el cliente a cancela en la institución financiera.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_11
Cantidad de préstamos cancelados	$x \leq 2$	1
	$x > 2$	0

Tabla 35. Codificación de reestructura

Monto máximo de cuota

Esta variable numérica representa el valor en dólares del monto máximo sobre la cuota teórica que un cliente ha abonado a una deuda que el cliente ha adquirido con la institución financiera, la cuota teórica resulta ser el valor del capital más el interés que el cliente se compromete a pagar al adquirir la deuda con el banco.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_12
Monto máximo de cuota	$x \leq 377.38$	1
	$x > 377.38$	0

Tabla 36. Codificación de monto máximo de cuota

3.1.11.2.4 VARIABLES COMPORTAMIENTO DE PAGOS

Días de mora máxima en los últimos tres meses

Esta variable de comportamiento de pago del cliente, indica el máximo número de días (mora máxima) que se atrasó el cliente en abonar el valor de la cuota de un microcrédito en los últimos tres meses.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros	
		Vector_13	Vector_14
Días de mora máximo últimos 3 meses	$x \geq 10$	1	0
	$5 < x < 10$	0	1
	$x \leq 5$	0	0

Tabla 37. Codificación mora máxima U3M

Días de mora promedio

Esta variable de comportamiento de pago del cliente, indica el promedio de días (mora promedio) que se atrasó el cliente en abonar el valor de la cuota de un microcrédito en toda la historia crediticia del cliente en la institución financiera.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_15
Días de mora promedio	$x > 5$	1
	$x \leq 5$	0

Tabla 38. Codificación días mora promedio

Número de atrasos entre 31 a 60 días en los últimos 6 meses

Esta variable de comportamiento de pago del cliente, indica el número de veces (frecuencia de atraso) que el cliente se atrasó entre 31 y 60 días en abonar el valor de la cuota de un microcrédito en la institución financiera en los últimos 6 meses.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros	
		Vector_16	
Número de atrasos entre 31 a 60 días en los últimos 6 meses	$x \geq 1$	1	
	$x = 0$	0	

Tabla 39. Codificación frecuencia atrasos 31-60 días U6M

Número de atrasos entre 61 a 90 días en los últimos 6 meses

Esta variable de comportamiento de pago del cliente, indica el número de veces (frecuencia de atraso) que el cliente se atrasó entre 61 y 90 días en abonar el valor de la cuota de un microcrédito en la institución financiera en los últimos 6 meses.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros	
		Vector_17	
Número de atrasos entre 61 a 90 días en los últimos 6 meses	$x \geq 1$	1	
	$x = 0$	0	

Tabla 40. Codificación frecuencia atrasos 61-90 días U6M

3.1.11.2.5 VARIABLES DE MICROCRÉDITO

Caja bancos

Esta variable se refiere a las características financieras de la microempresa, en particular esta variable mide el valor en dólares que el cliente dispone de manera inmediata.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros	
		Vector_18	Vector_19
Caja bancos	$x \leq 70$	1	0
	$70 < x < 800$	0	1
	$x \geq 800$	0	0

Tabla 41. Codificación caja / bancos

Dependencia del negocio

Esta es otra variable que se refiere a las características financieras de la microempresa, en particular esta variable mide cuál es la dependencia que tiene la microempresa de los ingresos líquidos que genera el negocio en comparación con la liquidez²¹ total del cliente para apalancarse en el pago de una deuda (valor monetario).

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros	
		Vector_20	Vector_21
Dependencia del negocio	$x \geq 244$	1	0
	$140 < x < 244$	0	1
	$x \leq 140$	0	0

Tabla 42. Codificación dependencia del negocio

Gastos generales

Variable que se refiere a las características financieras de la microempresa, esta variable mide cuál es el monto en dólares de los gastos que la microempresa incurre, incluyendo alquiler, servicios, transporte, etc.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_22
Gastos generales	$x > 20.00$	1
	$x \leq 20.00$	0

Tabla 43. Codificación gastos generales

Dependencia de otros ingresos

Esta es otra variable que se refiere a las características financieras de la microempresa, en particular esta variable mide cuál es la dependencia que tiene la microempresa de los ingresos líquidos que genera el negocio más otros ingresos

²¹ Disposición inmediata de fondos financieros y monetarios para hacer frente a todo tipo de compromisos. En los títulos de crédito, valores o documentos bancarios, la liquidez significa la propiedad de ser fácilmente convertibles en efectivo.

(arriendos, pensiones, etc.) comparada con la liquidez total del cliente para apalancarse o cubrir en el pago de una deuda.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_23
Dependencia de otros ingresos	$x \leq 23.80$	1
	$x > 23.80$	0

Tabla 44. Codificación dependencia de otros ingresos

Cuota a excedente

Variable que se refiere a las características financieras de la microempresa, este indicador explica cuan ajustado o su límite para endeudarse con la adquisición de su nueva deuda, este indicador sirve para ver si un cliente está sobre endeudado, en microempresa un indicador menor al 60% es aconsejable.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_24
Cuota propuesta sobre excedente	$x > 63.04$	1
	$x \leq 63.04$	0

Tabla 45. Codificación cuota a excedente

3.1.11.2.6 VARIABLES DEL BURÓ DE CRÉDITO

Deudas a liquidez

Variable que se refiere a las características financieras del cliente en el sistema financiero, esta variable recoge el historial de deudas del cliente y la compara con la liquidez actual del cliente:

$$Deudas\ a\ liquidez = \frac{Total\ deuda\ SFR^* + total\ deuda\ IF^{**}}{Liquidez\ total\ cliente}$$

* SFR = Sistema financiero regulado.

** IF = Institución financiera.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_25
Deudas a liquidez	$x \leq 1.46$	1
	$x > 1.46$	0

Tabla 46. Codificación deudas a liquidez

Número de créditos de microempresa fuera de la institución financiera

Variable que se refiere a las características financieras del cliente en el sistema financiero, esta variable recoge el historial de los microcréditos (número de microcréditos) que el cliente ha tenido fuera de la institución financiera.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_26
Número de créditos de microempresa fuera de Banco Solidario	$x > 1$	1
	$x \leq 1$	0

Tabla 47. Codificación Número de microcréditos

Deuda mala en el sistema financiero

Variable que se refiere a las características financieras del cliente en el sistema financiero, esta variable recoge el historial de los saldos vencidos del cliente en el sistema financiero, basta que el cliente tenga 1 dólar de saldo vencido para catalogarlo como cliente malo.

Variable	Categorización de variable	Codificación de parámetros
		Vector_27
Deuda mala en el sistema financiero	$x \geq 1$	1
	$x < 1$	0

Tabla 48. Codificación deuda mala

3.1.11.3 MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA BINARIA

Para poder analizar a un cliente de manera mucho más sencilla se utilizará y aplicará un modelo de regresión logística binaria, esto con el objeto de presentar un modelo cuya variable dependiente sea binaria, es decir, un cliente con sus dos posibles situaciones de pago : paga o bueno (0) y no paga o malo (1).

La elección del modelo de regresión logística se debe a las mayores ventajas que tiene sobre otro tipo de técnicas estadísticas, siendo fundamentalmente las siguientes:

- a) El modelo de regresión logística binaria admite a variables categóricas con mayor flexibilidad que en modelos lineales.
- b) Estima la probabilidad de impago de un cliente de acuerdo a las variables independientes que ingresen en el modelo.
- c) Determina qué tan influyente es la variable independiente sobre la variable dependiente (bueno o malo).

El modelo de regresión logística binaria se lo formula de la siguiente manera:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3 + \dots + \beta_kx_k + \varepsilon$$

Donde p es la probabilidad de ocurrencia del evento, que para el caso de estudio es la probabilidad de impago o default (PD), y los β_i son los parámetros que se estima

en el modelo. Debido al valor de las variables independientes, la probabilidad de incumplimiento o default se la calcula con estimadores de la siguiente forma:

$$\hat{p} = \frac{e^Z}{1 + e^Z} = \frac{1}{1 + e^{-Z}}$$

Donde

$$Z = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij}$$

A continuación se presentan los resultados obtenidos. La estimación de la significación estadística de los coeficientes del modelo se los revisa mediante varios estadísticos. Además, cualquier variable que no resulte significativa, se procede a eliminarla del modelo.

3.1.11.3.1 RESULTADOS DEL MODELO

Una vez generada la base con los datos finales de las variables seleccionadas con la respectiva codificación se procesa al tratamiento de los datos de la cartera de microempresa mediante el módulo de regresión logística binaria del software SPSS 15.0 para Windows. Realizando análisis previos de comportamiento de las variables, referente a su significancia, da como resultado la ecuación de puntuaciones Z, la misma que servirá para encontrar la probabilidad de incumplimiento o default (PD) de cada cliente de la cartera mencionada.

El método seleccionado para la estimación de los coeficientes del modelo es de *INTRODUCCIÓN*²², el mismo que garantiza conducir el análisis de los datos en función de los resultados que se va obteniendo.

A continuación se presenta la tabla de resultados finales en la cual constan las variables que se introducen en la categorización de los clientes para la estimación de la probabilidad de incumplimiento.

²² Muy importante: Para llevar a cabo un ajuste estadístico bajo el principio jerárquico no se debería utilizar los procedimientos automáticos del programa spss (hacia delante –forward- o hacia atrás –backward-), ya que éstos no incorporan la norma jerárquica, y eliminan del modelo los términos no significativos, dejando los estadísticamente significativos (coeficientes de regresión no nulos).

Variables en la ecuación

		B	E. T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1	R_estado_civil(1)	.313	.039	64.581	1	.000	1.368
	R_tiene_telefono(1)	.645	.054	141.305	1	.000	1.906
	R_per_edad_al_corte			72.197	2	.000	
	R_per_edad_al_corte(1)	.597	.070	71.812	1	.000	1.816
	R_per_edad_al_corte(2)	.295	.050	34.423	1	.000	1.344
	R_ind_reestructura(1)	2.583	.097	708.726	1	.000	13.239
	R_dias_mora_avg(1)	2.592	.051	2535.296	1	.000	13.363
	R_dias_mora_max_U3			400.080	2	.000	
	R_dias_mora_max_U3(1)	1.075	.055	385.241	1	.000	2.931
	R_dias_mora_max_U3(2)	.669	.058	133.759	1	.000	1.953
	R_num_atra_61_90_U6(1)	2.534	.167	230.871	1	.000	12.603
	R_num_atra_31_60_U6(1)	1.366	.062	490.274	1	.000	3.920
	R_per_caja_bancos			11.641	2	.003	
	R_per_caja_bancos(1)	.258	.088	8.632	1	.003	1.294
	R_per_caja_bancos(2)	.236	.070	11.267	1	.001	1.266
	R_per_gastosgen(1)	.285	.073	15.180	1	.000	1.330
	R_per_depeotring(1)	.130	.044	8.838	1	.003	1.138
	R_per_cuoproexce(1)	.145	.058	6.206	1	.013	1.156
	R_per_depenegoci			27.829	2	.000	
	R_per_depenegoci(1)	.316	.064	24.706	1	.000	1.371
	R_per_depenegoci(2)	.248	.052	22.595	1	.000	1.281
	R_s_malo_t_nbs_new(1)	1.069	.049	470.200	1	.000	2.913
	R_no_mic(1)	.569	.060	88.501	1	.000	1.766
	R_per_@_leverage_sf(1)	.200	.053	14.156	1	.000	1.221
	R_provincia_residencia			44.281	2	.000	
	R_provincia_residencia(1)	.433	.073	35.453	1	.000	1.541
	R_provincia_residencia(2)	.170	.062	7.563	1	.006	1.185
	R_oficina_nombre			67.008	2	.000	
	R_oficina_nombre(1)	.447	.062	51.448	1	.000	1.564
	R_oficina_nombre(2)	.459	.058	63.110	1	.000	1.583
	R_tipo_vivienda_rec(1)	.381	.038	98.181	1	.000	1.464
	R_per_monto_max_cuota_rec(1)	.374	.075	25.023	1	.000	1.453
	R_cant_prestamos_canc_rec(1)	.436	.045	92.614	1	.000	1.546
Constante	-6.401	.131	2398.701	1	.000	.002	

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: R_estado_civil, R_tiene_telefono, R_per_edad_al_corte, R_ind_reestructura, R_dias_mora_avg, R_dias_mora_max_U3, R_num_atra_61_90_U6, R_num_atra_31_60_U6, R_per_caja_bancos, R_per_gastosgen, R_per_depeotring, R_per_cuoproexce, R_per_depenegoci, R_s_malo_t_nbs_new, R_no_mic, R_per_@_leverage_sf, R_provincia_residencia, R_oficina_nombre, R_tipo_vivienda_rec, R_per_monto_max_cuota_rec, R_cant_prestamos_canc_rec.

Tabla 49. Calificaciones por variable

La ecuación de puntuaciones resultó ser la siguiente:

$$\begin{aligned}
 Z = & -6.401 + 0.313 \textit{ estado_civil} + 0.645 \textit{ tiene_teléfono} \\
 & + 0.597 \textit{ edad_al_corte_1} + 0.295 \textit{ edad_al_corte_2} \\
 & + 2.583 \textit{ ind_reestructura} + 2.592 \textit{ días_mora_promedio} \\
 & + 1.075 \textit{ días_mora_max_U3_1} + 0.669 \textit{ días_mora_max_U3_2} \\
 & + 2.534 \textit{ num_atra_61_90_U6} + 1.366 \textit{ num_atra_31_60_U6} \\
 & + 0.258 \textit{ caja_bancos_1} + 0.236 \textit{ caja_bancos_2} \\
 & + 0.285 \textit{ gastos_generales} + 0.130 \textit{ dependencia_otros_ingresos} \\
 & + 0.145 \textit{ cuota_propuesta_a_excedente} + 0.316 \textit{ dependencia_negocio_1} \\
 & + 0.248 \textit{ dependencia_negocio_2} + 1.069 \textit{ saldo_malo_titular_no_if} \\
 & + 0.569 \textit{ número_microcréditos} + 0.200 \textit{ deudas_a_liquidez} \\
 & + 0.433 \textit{ provincia_residencia_1} + 0.170 \textit{ provincia_residencia_2} \\
 & + 0.447 \textit{ oficina_nombre_1} + 0.459 \textit{ oficina_nombre_2} \\
 & + 0.381 \textit{ tipo_vivienda} + 0.374 \textit{ monto_max_cuota} \\
 & + 0.436 \textit{ cant_prestamos_canc.}
 \end{aligned}$$

Las variables que intervienen en el modelo final de scoring representan un historial general de la actividad del cliente en la institución financiera, es decir, se tiene una mezcla de variables que representan varios ámbitos de la historia crediticia del cliente, entre los cuales se tiene variables socio-demográficas, económicas y comportamiento de pago. Esto es lo que se quiere en un modelo de scoring, tener una representatividad de variables de distintos grupos o características propias de los clientes, lo que garantiza una ponderación equitativa sobre un conjunto de factores para una calificación no sesgada.

Sobre la validación de la información, la prueba de Wald o riesgo relativo se la define como razón entre la probabilidad de que un suceso ocurra (p) o no ocurra ($1-p$). Esta razón es conocida como *odds ratios*, estas odds son estadísticos que interpretan cuanto se modifican las probabilidades por unidad de cambio en las variables explicativas. En referencia al modelo logístico el valor $Exp(\beta_j)$, otorga una medida de

influencia a la variable x_j sobre el riesgo que ocurra o no el suceso, suponiendo que el resto de variables permanecen constantes. Por ejemplo:

$$\text{Exp} (\hat{\beta}_{num_atra_61_90_U6}) = \text{Exp} (2.534) = 12.6\%$$

La ecuación anterior advierte que tener un atraso más entre 61 y 90 días en los últimos 6 meses aumenta la probabilidad relativa en un 12.6%, manteniendo constantes el resto de variables.

3.2 CÁLCULO DE LA EXPOSICIÓN DADO EL INCUMPLIMIENTO (EAD).

El primer paso para la estimación de la exposición dado el incumplimiento fue la generación y evaluación de la información disponible en las bases de datos de la institución financiera en referencia a los clientes seleccionados en la base de datos para la estimación de la Probabilidad de Incumplimiento (PD); es decir, se tomó el valor del saldo que tenía el cliente al año siguiente de la fecha de corte (2009-04-30), posteriormente se creó una base de datos consolidada la misma que permitió evaluar y analizar los valores seleccionados.

Respecto al segundo parámetro de riesgo, la EAD, su situación es muy similar al de la LGD; de hecho, su falta de desarrollo está más acentuada, si cabe. Muy poco se conoce en relación con posibles métodos para llevar a cabo su estimación. Mucho menos respecto a su validación. Sin embargo, al contrario que la LGD, su

modelización parece, en principio, más sencilla y tendría menores necesidades de información.

En cuanto a la validación de la EAD, las Centrales de Riesgo, en la medida en que capturen las características principales de los créditos, podrán ofrecer información respecto a los saldos crediticios dispuestos y disponibles, especialmente en los momentos anteriores a producirse un impago. Un análisis en el tiempo de cómo las entidades hacen uso de sus líneas de crédito (en concreto, del disponible) sería una muy buena primera aproximación para proceder a dicha validación. Por ejemplo tener todos los saldos del cliente en el sistema financiero regulado aplicarían para la validación de la EAD.

Para la institución financiera el valor de la EAD viene dado por el saldo insoluto²³ de operación u operaciones vigentes y castigadas²⁴ del cliente al momento de cálculo de la pérdida esperada, la misma que se realizará de manera sistemática con cortes mensuales.

²³ El saldo insoluto de una deuda en un momento dado es el saldo de la deuda vigente a ese momento, conformado por el capital insoluto (capital impago) vigente y la totalidad de los intereses devengados y no pagados hasta ese momento.

²⁴ Operaciones de clientes que no han cumplido con sus obligaciones financieras más de 180 días.

3.3 CÁLCULO DE LA PÉRDIDA DADO EL INCUMPLIMIENTO (LGD).

La pérdida dado el incumplimiento (LGD)²⁵ o severidad, se define como la porción del monto expuesto (expresada en tanto por ciento) en caso de incumplimiento que finalmente se va a traducir en pérdidas, incluidos todos los gastos necesarios para la recuperación del monto adeudado, actualizado a dicho momento, o en otras palabras, a valor actual.

En resumen, la severidad representa el costo neto del incumplimiento de un deudor; es decir, la parte no recuperada al incumplir el acreditado, una vez tomados en cuenta todos los costos implicados en dicha recuperación (costos de recuperación, costos judiciales, etc.). El cálculo de la severidad se presenta de la siguiente manera:

$$\text{Severidad} = (100 - \text{recuperación})\%$$

Los valores de dinero resultantes se deben ajustar entre el tiempo de no pago y los de recuperación, es decir, se debe traer a valor presente el valor del dinero mediante un factor de actualización.

Un ejemplo práctico de la manera de cálculo de LGD se presenta de la siguiente manera:

Una vez que se ha producido el incumplimiento se necesita saber qué porcentaje de este valor incumplido se ha podido recuperar, si de cada \$100.00 se ha podido

²⁵ Loss given default (LGD).

recuperar un valor de \$40.00, donde este valor de 40,00 es considerado una vez aplicados todos los gastos incurridos: judiciales, de recuperación, ejecución de garantías, etc., entonces la tasa de recuperación es:

$$\begin{aligned} \text{severidad} &= \left(100\% - \frac{40}{100}\% \right) \\ &= 60\% \end{aligned}$$

Es decir de cada \$100.00 que ingresan a incumplimiento, \$60.00 no se recuperan o en otras palabras se convierten en pérdida.

Nótese que para encontrar un valor de la severidad no se ha utilizado una definición contable, más bien se ha considerado un efecto financiero a más de los costos imputados directamente en la operación.

La severidad es una variable aleatoria asociada a una operación que ha incumplido o de las que ya conocemos cual es valor de pérdida.

Las estimaciones de LGD para la institución se basaron en datos tomados en un periodo de observación de 2 años. Según apreciaciones del comité de Basilea cuanto menor sea el conjunto de información con el que cuenta el banco, más conservadoras habrán de ser sus estimaciones de la LGD. No será necesario que el banco conceda igual importancia a los datos históricos que a los nuevos datos, siempre que se pueda demostrar que los datos más recientes predicen mejor las tasas de pérdida.

Los datos para la estimación de la LGD fueron tomados de las bases de datos de la institución financiera, tomando en cuenta la definición de incumplimiento (Tabla 8) de la institución financiera con lo que se asegura una historia de severidad de los mismos clientes del banco. La estimación de la LGD se la realiza sobre la operación que cayó en incumplimiento, el cálculo de la LGD para cada operación viene dado por la siguiente fórmula:

$$LGD_i = \frac{EAD_i + (-R_i + G_i - A_i)}{EAD_i}$$

Donde:

EAD_i : Exposición al incumplimiento o saldo dudoso de recuperación de la operación i .

R_i : Recuperación o pagos realizados durante el incumplimiento de la operación i .

G_i : Gastos en el proceso de recuperación en la operación i (gastos de cobranza, gastos judiciales, etc.).

A_i : Adjudicaciones de garantías en la operación i .

La recuperación, los gastos y adjudicaciones son valores que se deben traer a valor presente, la LGD para la cartera de microcrédito se obtiene de la siguiente manera:

$$LGD = \frac{\sum_i LGD_i * EAD_i}{\sum_i EAD_i}$$

El valor resultante de la LGD para la cartera de microcrédito, será revisado de manera mensual para poder revisar los cambios existentes por cambios de valores en los saldos, recuperaciones, gastos y adjudicaciones realizados.

A continuación se presenta la manera de cálculo para la componente de riesgo LGD:

	EAD	Recuperación (R _i)	Gastos de recuperación (G _i)	Adjudicación de garantías (A _i)	Saldo final perdido	%LGD _i
CLIENTE 1	300.00	- 188.78	14.05	-	125.27	41.76%
CLIENTE 2	5,000.00	- 947.56	16.35	- 1,200.00	2,868.79	57.38%
CLIENTE 3	65.00	- 36.19	4.13	-	32.94	50.68%
CLIENTE 4	15,000.00	- 22.96	6.33	- 10,000.00	4,983.36	33.22%
.
.
.
CLIENTE n	4,000.00	- 58.24	7.08	-	3,948.84	98.72%
LGD					51.23%	

Tabla 50. Cálculo de la LGD

Para cada cliente se calcula la LGD de acuerdo a su saldo dudoso de recuperación, la recuperación de valores, los gastos que se incurrieron en dicha operación y si existió algún tipo de adjudicación sobre las garantías.

4. ESTIMACIÓN DE LA PÉRDIDA ESPERADA (PE)

4.1 GENERACIÓN DE LA PÉRDIDA ESPERADA

El presente capítulo tiene por objeto la estimación de la pérdida esperada de la cartera de microcrédito de la institución financiera, bajo el contexto del mejoramiento de las regulaciones sobre riesgo de crédito que el comité de Basilea propuso en su texto “Convergencia internacional de medidas y normas de capital” llamado también “Basilea II”.

En el transcurso de un periodo de tiempo, es normal observar que algunos de los deudores del Banco no cumplan con sus obligaciones crediticias, el Banco no puede saber con exactitud el monto de la pérdida generada por el incumplimiento de los deudores, pero sí podrá estimar las pérdidas que se llegará a tener en este periodo de tiempo.

Estas pérdidas se denominan pérdidas esperadas (EL)²⁶ y representan el monto de capital de una cartera de créditos que podría perder la institución como resultado de la exposición al riesgo de crédito, para un horizonte de tiempo dado (Wilson 1997). Dichas pérdidas son un costo natural del negocio bancario, y deberían estar cubiertas con las provisiones que los bancos deben realizar sobre cada crédito.

Es importante estimar las pérdidas para proyectarlas sobre los estados financieros, y sobre todo para ver si son acordes al nivel de riesgo que los accionistas de la institución quieren asumir.

²⁶ Expected Losses.

La pérdida esperada está representada por la media de la distribución de pérdidas, gráficamente se puede ver de la siguiente manera:

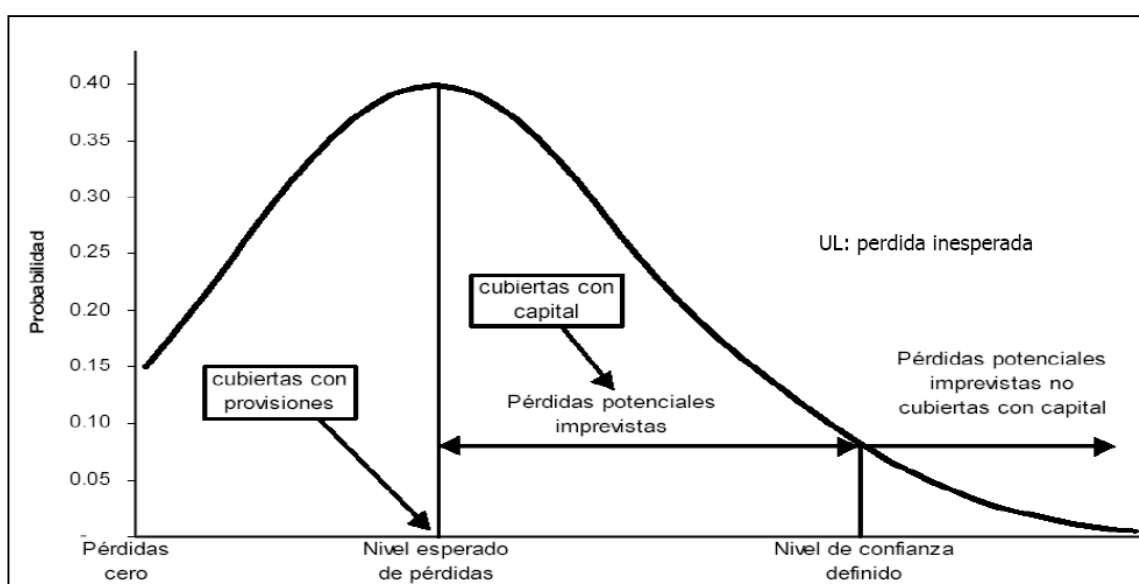


Ilustración 8. Distribución de pérdidas

La calidad de una cartera de créditos presenta variaciones en el tiempo, por lo tanto, la pérdida esperada también varía en el tiempo, estas variaciones en el tiempo resultantes del cambio en la calidad de la cartera se denomina pérdida no esperada.

La pérdida no esperada o pérdida inesperada (UL) es medida mediante la variabilidad de la distribución de pérdidas, y puede calcularse como la diferencia entre la pérdida esperada y algún percentil de la distribución de pérdidas, el mismo que es elegido de acuerdo al nivel de confianza deseado.

En general, el percentil que define el nivel de pérdida no esperada es el valor en riesgo (VaR) de crédito. Las pérdidas no esperadas consideran la volatilidad de las

pérdidas y expresan típicamente el valor de riesgo del portafolio con una medida de pérdida de crédito inesperada.

Según las normativas vigentes de la SBS, los bancos deben establecer las reservas o provisiones suficientes para cubrir las pérdidas esperadas de las carteras que conforman la institución financiera.

Los sistemas de medición del riesgo de crédito pretenden cuantificar el riesgo de pérdidas a causa del incumplimiento del cliente o contraparte. La pérdida esperada es el enfoque utilizado para el cálculo de riesgo de crédito, este enfoque se basa en separación conceptual de los tres componentes de riesgo:

- Probabilidad dado el incumplimiento (PD).
- Pérdida en caso de incumplimiento (LGD).
- Exposición dado el incumplimiento (EAD).

Es decir, la pérdida esperada se basa en la estimación de cada uno de estos factores de riesgo o componentes de riesgo.

Si bien ya se hizo una definición formal de los componentes del riesgo en el capítulo II, en esta parte se realiza un resumen del significado de estas tres componentes de riesgo.

- **Probabilidad de incumplimiento (PD):** Es la posibilidad de que ocurra el incumplimiento parcial o total de una obligación de pago o el rompimiento de un acuerdo del contrato de crédito, en un período determinado.
- **Pérdida en caso de incumplimiento (LGD):** Es el porcentaje no recuperado del saldo o valor incumplido por el cliente después de haber realizado todas las gestiones para recuperar dicho valor, ejecutar las garantías o recibirlas como dación en pago, demandas judiciales, etc.

- **Exposición dado el incumplimiento (EAD):** Es el valor o saldo al momento de producirse el incumplimiento de los flujos que se espera recibir de las operaciones crediticias, es el valor del saldo insoluto a una fecha de corte determinada.

El riesgo de crédito es el evento en el cual se puede llegar a tener una pérdida económica como resultado del incumplimiento de las obligaciones crediticias por parte de los clientes, las pérdidas o efecto es medido como el costo de restituir los flujos de fondos²⁷ si la parte o clientes incumplen con sus obligaciones.

Las nuevas políticas y normas establecidas en el nuevo acuerdo de Basilea II, permiten a los bancos utilizar sus propias estimaciones y calificaciones internas de los créditos, esto a diferencia del anterior marco en el que no se tomaba en cuenta las variaciones de ocurrencia de la probabilidad de incumplimiento y se establecía un valor o multiplicador fijo para la estimación de una cantidad de capital a requerir para mantener una reserva contra el riesgo de crédito.

El objetivo central del acuerdo de Basilea II sobre el riesgo de crédito es la estimación de la pérdida ocasionada por el incumplimiento, la distribución de pérdidas debido al incumplimiento de una cartera o portafolio se la puede describir como:

$$PE = \sum_{i=1}^N b_i * EAD_i * LGD_i$$

Donde:

²⁷ En análisis financiero fondos equivale a dinero, flujos de fondos, entonces, flujo de dinero.

b_i : es una variable aleatoria (Binomial) que toma el valor $1 - r$ cuando ocurre el incumplimiento con probabilidad PD y 0 si no ocurre con probabilidad $1 - PD$, donde PD se refiere a la probabilidad p_i de incumplimiento de tal manera que:

$$b_i = \begin{cases} 0 & \text{con probabilidad } 1 - PD \\ 1 - r & \text{con probabilidad } PD \end{cases}$$

EAD_i : Exposición dado el incumplimiento.

LGD_i : Pérdida dado el incumplimiento.

r : Tasa de recuperación.

La EAD_i es una variable aleatoria que cuantifica la exposición (saldo) en caso de incumplimiento.

La LGD_i es una variable aleatoria que cuantifica la severidad de la pérdida como proporción de la exposición en el evento de incumplimiento.

Las variables b_i , EAD_i y LGD_i son independientes, en todos los casos la EAD_i y LGD_i se supondrá que estas son constantes específicas para cada crédito. Para la continuidad de la valoración y estudio de la pérdida estimada se asume que la única variable aleatoria es el evento de incumplimiento b_i .

La correlación existente entre eventos que caen en incumplimiento crea dispersión en las pérdidas, para evitar que esta dispersión ocurra, se asume que los eventos de incumplimiento se comportan de manera independiente.

Por ejemplo, se tiene dos eventos A y B los mismos que cayeron en incumplimiento, la probabilidad de un evento compuesto A-B se reduciría a la suma de las probabilidades individuales de cada evento.

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B)$$

Ahora si por el contrario los eventos están perfectamente correlacionados, esto es, B incumple cuando A incumple, se tiene que:

$$P(A \cap B) = P(B/A) * P(A) = 1 * P(A) = P(A)$$

Por lo tanto la probabilidad de ocurrencia de dos eventos correlacionados es determinada por la probabilidad de ocurrencia del primer evento, es decir, se estaría hablando de una única probabilidad para toda una cartera en caso de correlación perfecta, lo que haría que la estimación de la pérdida no sea acorde a la realidad de cada cliente y por ende de la cartera estudiada.

Las normas establecidas en el acuerdo de Basilea II exigen que el cálculo de la pérdida esperada utilice una rigurosa metodología, con el objetivo de proporcionar una estimación más cercana a la realidad de las pérdidas esperadas de las instituciones financieras.

Esta norma establece la manera de cálculo de la pérdida esperada como se enuncia de la siguiente manera:

“Para obtener la pérdida estimada total, el banco debe sumar el volumen de pérdida esperada asociado a cada una de sus posiciones (sin incluir la pérdida estimada asociada a las posiciones accionariales²⁸ y a las posiciones de titularización)²⁹.”

La estimación de los factores de riesgo necesita de una metodología y técnicas estadísticas robustas capaces de estimar adecuadamente cada uno de los términos involucrados en el cálculo de la pérdida esperada para lo cual es necesario disponer de información histórica y además suficientemente consistente.

En el capítulo III se hizo la estimación de los factores de riesgo, los mismos que generan el valor de la pérdida esperada, el cálculo de la pérdida esperada se la realiza en bases de datos internas de la institución financiera, las mismas que son parametrizables y administradas en los servidores de la institución financiera.

Aplicabilidad del modelo:

1. Como primera aplicación del modelo de pérdida esperada, se calcula el porcentaje de riesgo a la que está expuesta la institución financiera, el porcentaje de riesgo es el valor que se estima se va a perder al final del periodo, el valor se lo calcula de la siguiente manera:

$$\% \text{ riesgo} = \frac{\textit{Provisiones}}{\textit{Saldo}}$$

²⁸ Instrumentos financieros.

²⁹ Párrafo 375 – Convergencia internacional de medidas y normas de capital – Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.

Las provisiones son constituidas de acuerdo a normativa vigente de la SBS³⁰ y el saldo corresponde al valor que falta por cobrar de las obligaciones vigentes. En la siguiente tabla se presenta el comparativo del % riesgo para los valores que se genera mediante las normativas de la SBS versus el % de riesgo calculado con los valores de la pérdida esperada, resultado que se generó³¹ con el modelo propuesto.

mes	% Riesgo (SBS)	% Riesgo_PE	Diferencia
mes 1	4.96%	4.08%	0.88%
mes 2	4.97%	3.94%	1.03%
mes 3	4.75%	4.15%	0.61%
mes 4	4.50%	3.84%	0.65%
mes 5	4.67%	3.91%	0.76%
mes 6	5.02%	3.90%	1.12%
mes 7	5.25%	4.00%	1.25%

Tabla 51. Comparativo del % de riesgo

Los valores de riesgo que se generan mediante la normativa de la SBS son mayores para los que se generan utilizando la metodología de pérdida esperada, lo que implica que se estaría constituyendo una mayor cantidad de provisiones que lo que estadísticamente se propone al utilizar el método de pérdida esperada.

2. Las provisiones que deben generar las instituciones financieras, tiene por objeto cubrir los activos dudosos de recuperar, con el modelo presentado se puede estimar de una manera más real el valor de las provisiones para los activos dudosos de recuperar, a continuación se presenta una simulación para el cálculo de las provisiones según el método que actualmente se aplica en la institución financiera (método SBS) versus el cálculo con el modelo de pérdida esperada:

³⁰ Capítulo 2, en el tema “Aspectos relevantes de las normas de la Superintendencia de Bancos y Seguros”

³¹ Capítulo 4. Sección 4.1 “Generación de la pérdida esperada”.

La provisión se calcula utilizando los porcentajes de riesgo que se encuentran en la Tabla 51, de la siguiente manera:

$$\text{Provisiones} = \% \text{ riesgo} * \text{saldo}$$

mes	Saldo	Provisión (SBS)	Provisión_PE	Diferencia
mes 1	200,000,000.00	9,911,306.20	8,156,097.43	1,755,208.78
mes 2	200,000,000.00	9,936,465.44	7,879,292.44	2,057,173.00
mes 3	205,000,000.00	9,745,337.44	8,503,876.08	1,241,461.36
mes 4	210,000,000.00	9,442,738.59	8,073,192.11	1,369,546.48
mes 5	215,000,000.00	10,042,930.75	8,398,497.20	1,644,433.55
mes 6	220,000,000.00	11,039,163.11	8,572,132.67	2,467,030.44
mes 7	225,000,000.00	11,812,325.30	9,002,104.77	2,810,220.53

Tabla 52. Comparativo de provisiones

Si por ejemplo en la cartera de microcrédito que genera un saldo de 200 millones de dólares la diferencia entre la provisión según las normativas de la SBS y la generada con el método de pérdida esperada varía entre 1.7 millones y 2.8 millones, valores que estarían disponibles para la utilización en otras cuentas contables.

3. El modelo generado tiene una aplicación directa sobre el cálculo de la pérdida esperada en los clientes de la institución financiera, los valores que genera cada cliente serán utilizados para hacer un seguimiento continuo sobre el comportamiento de pago, de tal manera que en el transcurso de su obligación financiera el indicador de pérdida esperada se reduzca. A continuación se presenta un ejemplo de cómo se utiliza el modelo para el seguimiento de los clientes:

CLIENTE	PD	LGD	EAD	pérdida esperada
cliente 1	0,85%	51,23%	1534,55	6,68
cliente 2	93,40%	51,23%	994,98	476,09
cliente 3	33,14%	51,23%	4833,96	820,69
cliente 4	85,12%	51,23%	493,93	215,39
cliente 5	12,68%	51,23%	4459,6	289,69
cliente 6	57,91%	51,23%	1826,08	541,75
sumatoria				2.350,29

Tabla 53. Pérdida esperada por cliente

Por ejemplo, el cliente 1 es el que genera menor pérdida esperada a él se le puede dar un trato preferencial al momento de otorgarle un nuevo crédito, al contrario, el cliente 2 genera una PD alta y su pérdida esperada corresponde casi al 50 % de su saldo actual, a este tipo de clientes se les negaría la opción de un nuevo crédito y se les haría un seguimiento permanente para que no caiga en más atrasos de sus obligaciones financieras.

4.2 VALIDACIÓN DEL MODELO DE PÉRDIDA ESPERADA

Cuando el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea publicó el marco revisado llamado "Basilea II" en el que se propone un sistema de calificaciones internas (IRB) en el cual las instituciones bancarias se les permite utilizar sus propias estimaciones de los componentes de riesgo, surge a la par la necesidad de desarrollar metodologías para la validación de los sistemas de calificación interna, más específicamente hay una necesidad de desarrollar métodos para validar los factores de riesgo: PD, LGD y EAD, que sirven como insumo para la realización del modelo de pérdida esperada.

Las metodologías de estimación y validación para la PD son mucho más avanzadas que para las otras dos componentes de riesgo: LGD y EAD. Para los tres componentes de riesgo, el uso de pruebas estadísticas para contrastar su validez son distintas e independientes unas de otras.

4.2.1 VALIDACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO

Para comprobar que el modelo de regresión logística el mismo que da la valoración y resultados de la PD estimada es adecuado para la toma de decisiones se requiere realizar un proceso de valoración concluyente sobre una serie de aspectos como por ejemplo el supuesto de linealidad³², viene impuesto por la propia naturaleza de la fórmula utilizada en la regresión logística:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3 + \dots + \beta_kx_k + \varepsilon$$

Una vez estimado el modelo a partir de los valores observados se procede a comprobar si todos los coeficientes del modelo son diferentes de cero; mediante las pruebas de hipótesis:

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

³² Si no se tiene linealidad se dice que tenemos un error de especificación. Esta expresión hace referencia al supuesto implícito de que la matriz de diseño X está correctamente especificada; dicho de otro modo, que las variables explicativas incluidas en la matriz X son las verdaderamente relevantes en la explicación de Y. En una aplicación práctica, al diseñar la matriz X podemos cometer dos tipos de errores especificación: omisión de variables relevantes (infra especificación) e inclusión de variables irrelevantes (sobre especificación)

Esta es la primera valoración estadística que debe cumplir el modelo de estimación de la PD, a continuación se detalla varias pruebas que el marco del comité de Basilea en su documento sobre riesgo de crédito propone³³.

- **Prueba de Omnibus**

El siguiente paso es la valoración global del modelo, el análisis de verosimilitud pretende el mejoramiento del estadístico χ^2 de dicho modelo, la prueba Omnibus analiza de manera conjunta las componentes del modelo, así:

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo

		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	27609.029	27	.000
	Bloque	27609.029	27	.000
	Modelo	27609.029	27	.000

Tabla 54. Prueba Omnibus

La tabla precedente muestra el resultado de la prueba Omnibus, donde los valores p-value son menores a 0.05, lo que indica que se rechaza la hipótesis nula; es decir, los valores estimados por el modelo son distintos a cero, a un nivel de confianza del 95%.

³³ Studies on the validation of internal rating systems-Working paper N° 14

- **Prueba de Hosmer y Lemeshow**

La prueba de Hosmer y Lemeshow es otra prueba para evaluar la bondad del ajuste de un modelo de regresión logística. Esta prueba mide la correspondencia de los valores reales y los valores predichos de la variable dependiente, donde:

H_0 : *El modelo esta bien ajustado*

H_1 : *Falta ajuste en el modelo*

“La bondad del ajuste determina el grado de semejanza (ajuste) que existe entre los valores observados y los pronosticados por el modelo. Si bien la prueba de Hosmer-Lemeshow no ofrece una conclusión satisfactoria –su nivel de significación es bajo–, se debe tomar en cuenta que este dato estadístico solamente brinda pistas sobre la calidad del ajuste del modelo, aunque también se debe recordar que está muy condicionado por el tamaño de la muestra”³⁴.

Para el modelo diseñado se tiene los siguientes resultados:

Prueba de Hosmer y Lemeshow			
Paso	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	107.741	8	.000

Tabla 55. Prueba de Hosmer-Lemeshow

³⁴ Journal of Economics, Finance and Administrative Science, June 2010. Salvador Rayo Canton.

En la Tabla 55 se visualiza una significancia menor a 0.05, valor que haría cierta la hipótesis alternativa (falta de ajuste en el modelo), aunque para fases prácticas no es una medida decisiva para no aprobar el modelo descrito, ya que, en la matriz de correlaciones³⁵ se aprecia cómo la correlación de las variables explicativas que forman parte del modelo final es reducida. Ello permite comprobar que no existe relación entre estas variables en cuanto a información se refiere.

- **Prueba de los R^2**

Otras dos medidas de valoración corresponden al coeficiente de Cox y Snell y al coeficiente de Nagelkerke, estos coeficientes son comparables al coeficiente de determinación R^2 de la regresión lineal.

En el modelo de regresión lineal, el coeficiente de determinación, R^2 , resume la proporción de la varianza en la variable dependiente asociada con el factor de predicción de las variables independientes, a mayor valor mayor será la variación que explica el modelo.

Para los modelos de regresión con una variable dependiente categórica como es el caso de la regresión logística, no es posible calcular un estadístico R^2 que tenga todas las características de R^2 del modelo de regresión lineal, por lo que estas aproximaciones se calculan en su lugar. Los siguientes métodos se utilizan para estimar el coeficiente de determinación:

³⁵ ANEXO 2

- R^2 Cox y Snell (Cox y Snell, 1989) se basa en el logaritmo de verosimilitud para el modelo en comparación con la probabilidad de registro de un modelo de referencia.
- R^2 Nagelkerke (Nagelkerke, 1991) es una versión ajustada de la R^2 Cox y Snell que se ajusta a la escala de la estadística para cubrir toda la gama 0-1.

Un "buen" valor de R^2 es aquel con la estadística más grande, es decir, el valor R^2 es "mejor" cuando éste se acerca a la unidad. La limitación de estos coeficientes es que no se pueden alcanzar el máximo valor 1.

Resumen de los modelos

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	23253.873 ^a	.352	.640

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Tabla 56. Coeficientes R^2

En la tabla anterior se puede ver que existe un mejoramiento del coeficiente R^2 de Nagelkerke en referencia al de Cox y Snell, finalizando con un valor de R^2 de 0.64.

- **Tabla de clasificación**

Para valorar la capacidad o eficacia predictiva del modelo, se utiliza una tabla de clasificación, que permite comparar las respuestas observadas con las respuestas pronosticadas.

La interpretación de la tabla se la realiza mediante el porcentaje de clientes que se encuentran bien clasificados, sean estos buenos o malos; en otras palabras, el número de clientes que se estimaron correctamente de acuerdo a su categoría. En esta tabla también se interpreta el porcentaje de clientes que se los clasificó de manera incorrecta. Para la construcción de la tabla de clasificación se tomó en cuenta un punto de corte de 0.123 que es la relación entre buenos y malos que existe en la cartera de microcrédito de la institución financiera. A continuación se presenta la tabla de clasificación para el modelo generado con la muestra de estimación.

Tabla de clasificaci ón^a

Observado			Pronosticado		
			indicador		Porcentaje correcto
			Bueno	Malo	
Paso 1	indicador	Bueno	50719	4229	92.3
		Malo	1389	7332	84.1
		Porcentaje global			91.2

a. El valor de corte es .123

Tabla 57. Tabla de clasificación

El porcentaje correcto o “perfecto” de clasificación es 100%, lo que busca este ajuste es ver que tan correctos están clasificados los clientes, por lo tanto un valor alto en el indicador muestra una buena clasificación.

El porcentaje de clientes buenos clasificados como buenos corresponde al valor del 92.3%, lo que reflejaría una buena estimación, de igual manera el porcentaje de clientes malos que se encuentran bien clasificados tiene un valor de 84.1%, que no alcanza los valores predichos para los clientes buenos, sin embargo el porcentaje global del los clientes bien clasificados corresponde al valor de 91.2%, por lo tanto la clasificación general de los clientes en el modelo tiene una buena estimación.

Generalmente, la exactitud se expresa como sensibilidad y especificidad. Cuando se utiliza una prueba dicotómica (cuyos resultados se puedan interpretar directamente como positivos o negativos), la sensibilidad es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como positivo respecto a la condición que estudia la prueba, razón por la que también es denominada fracción de verdaderos positivos (FVP). La especificidad es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como negativo. Es igual al resultado de restar a uno la fracción de falsos positivos (FFP). Los valores de la sensibilidad y especificidad del modelo se detallan en la siguiente tabla:

	MODELO
Sensibilidad	92.30%
Especificidad	84.07%
Proporción falsos positivos	15.93%
Proporción falsos negativos	7.70%
Valor predictivo positivo	97.33%
Valor predictivo negativo	63.42%

Tabla 58. Valoración predictiva del modelo

Los porcentajes calculados de sensibilidad y especificidad muestran valores altos que indican una buena estimación de la variable dependiente; en otras palabras, la clasificación de clientes buenos y clientes malos se realiza de una manera óptima con el modelo planteado.

Una vez valorado el modelo propuesto y revisando los resultados se puede concluir que los datos se clasifican correctamente de acuerdo a su naturaleza.

Para completar el análisis de sensibilidad del modelo, se utiliza metodologías de variaciones de los factores de riesgo. Una metodología es la de "Backtesting", la cual

utiliza y compara los resultados que genera el modelo frente a los resultados observados. Otra metodología es la que se refiere al “Stresstesting” el cual simula supuestos extremos para poder identificar situaciones que puedan generar pérdidas fuera del contexto de normalidad.

El método utilizado para el análisis de sensibilidad en el modelo de pérdida esperada es el “Backtesting”, el cual toma en cuenta dos tipos de coeficiente: Kolmogorov-Smirnov (K-S) y Gini.

Coeficiente de Kolmogorov-Smirnov (K-S)

Esta medida sirve para comprobar la bondad de ajuste del modelo y analiza la máxima diferencia absoluta entre los clientes buenos y malos. La medida separa o discrimina a los clientes buenos de los malos creando un punto de corte.

El coeficiente de K-S comparado con la prueba t de student para dos muestras independientes, cuando las premisas paramétricas se cumplen, tiene una potencia o eficiencia de cerca del 96%³⁶, que tiende a decrecer ligeramente a medida que se aumentan los tamaños de muestra.

El coeficiente de K-S está construido para detectar las discrepancias existentes entre las frecuencias relativas acumuladas de las dos muestras. Lo anterior propicia que este coeficiente pueda advertir diferencias no tan solo entre los promedios, sino diferencias debidas a la dispersión o en muchos casos, a la simetría de las muestras.

³⁶ Revista Ciencia.com-Msc. Arsenio Cellorio Sánchez-22 non-2003

Esta característica distingue a la prueba K-S de aquellas en que solamente se ocupan de analizar las diferencias entre los promedios. El coeficiente admite que los tamaños de las muestras no sean iguales. La hipótesis de este coeficiente se expresa de la siguiente manera:

$H_0 =$ Las distribuciones poblacionales son equivalentes.

$H_1 =$ Las distribuciones poblacionales no son equivalentes.

El valor de los coeficientes individuales se calcula de la siguiente manera:

Grupo	Buenos	Malos	K-S
	Frecuencia relativa acumulada		Diferencia de frecuencia relativa acumulada
1	p_{11}	p_{21}	$p_{11} - p_{21}$
2	p_{12}	p_{22}	$p_{12} - p_{22}$
...	
i	p_{1i}	p_{2i}	$p_{1i} - p_{2i}$
...-...
k	p_{1k}	p_{2k}	$p_{1k} - p_{2k}$

Tabla 59. Tabla de coeficientes K-S

Los estadísticos o probabilidades son los porcentajes acumulados de las frecuencias de los clientes catalogados como buenos o malos, una vez hallados estos valores el coeficiente de K-S del modelo se obtiene de la siguiente manera:

$$K - S = \max_i |p_{b_i} - p_{m_i}|$$

Donde:

p_{b_i} : Frecuencia relativa acumulada de los clientes buenos. (% acum. buenos)

p_{m_i} : Frecuencia relativa acumulada de los clientes malos. (% acum. malos)

La tabla con los respectivos valores se la construye separando la muestra en percentiles (rango de scoring o de PD) y se calcula el porcentaje acumulado de buenos y malos de tal manera que se identifique el mayor valor del valor K-S tal como se encuentra detallada a continuación:

No	Buenos				Malos				Total general		Odds		K-S
	#	% fila	% col	% acum .	#	% fila	% col	% acum	#	% col	#	# acum	
percentil 1	6,342	99.6%	11.54%	11.54%	24	0.4%	0.28%	0.28%	6,366	10.00%	264.25	264.25	11.27%
percentil 2	6,331	99.4%	11.52%	23.06%	37	0.6%	0.42%	0.70%	6,368	10.00%	171.11	207.75	22.36%
percentil 3	6,279	99.1%	11.43%	34.49%	59	0.9%	0.68%	1.38%	6,338	9.95%	106.42	157.93	33.11%
percentil 4	6,320	98.8%	11.50%	45.99%	77	1.2%	0.88%	2.26%	6,397	10.05%	82.08	128.28	43.73%
percentil 5	6,231	98.0%	11.34%	57.33%	129	2.0%	1.48%	3.74%	6,360	9.99%	48.30	96.63	53.59%
percentil 6	6,186	97.2%	11.26%	68.59%	176	2.8%	2.02%	5.76%	6,362	9.99%	35.15	75.08	62.83%
percentil 7	6,122	96.0%	11.14%	79.73%	255	4.0%	2.92%	8.68%	6,377	10.02%	24.01	57.87	71.05%
percentil 8	5,902	92.7%	10.74%	90.47%	465	7.3%	5.33%	14.01%	6,367	10.00%	12.69	40.68	76.46%
percentil 9	4,224	66.3%	7.69%	98.16%	2,145	33.7%	24.60%	38.61%	6,369	10.00%	1.97	16.02	59.55%
percentil 10	1,011	15.9%	1.84%	100.00%	5,354	84.1%	61.39%	100.00%	6,365	10.00%	0.19	6.30	0.00%
Total general	54,948	86.3%	100%		8,721	13.70%	100%		63,669	100%	6.30		76.46%

Tabla 60. Coeficiente K-S

El punto de corte del coeficiente K-S se encuentra en el percentil 8, con un valor de 76.46%, es decir, para los clientes que tienen una probabilidad de incumplimiento de hasta 9.44%, según firmas³⁷ internacionales el valor de K-S debe ser mayor al 20% para obtener un buen ajuste de los datos. Gráficamente se puede ver el coeficiente de la siguiente manera:

³⁷ Lisim consultora internacional en implementación de credit scoring-Bogotá Colombia.

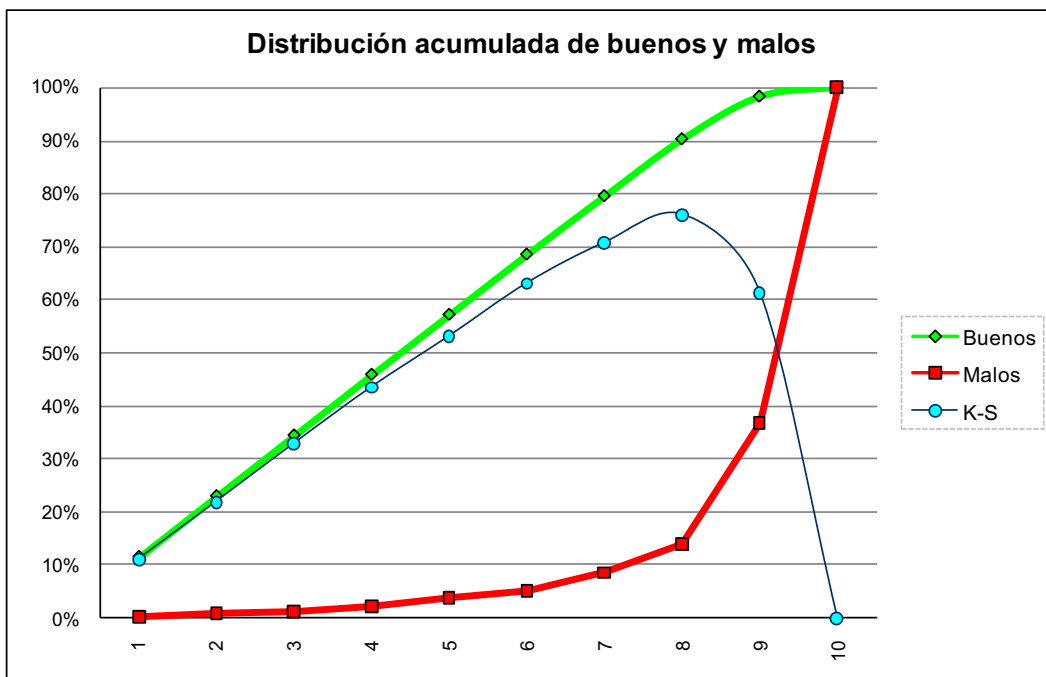


Ilustración 9. Distribución coeficiente K-S

- **Coeficiente de Gini**

El coeficiente de Gini se basa en la Curva de Lorenz, que es una representación gráfica de una función de distribución acumulada, y se define matemáticamente como la proporción acumulada de los ingresos totales (eje y), que obtienen las proporciones acumuladas de la población (eje x). La línea diagonal representa la igualdad perfecta de los ingresos: todos reciben la misma renta (el 20% de la población recibe el 20% de los ingresos; el 40% de la población el 40% de los ingresos, etc.).

En la situación de máxima igualdad o equidad distributiva, el Coeficiente de Gini es igual a cero (el área A desaparece): a medida que aumenta la desigualdad, el Coeficiente de Gini se acerca al valor de 1. Este coeficiente puede ser considerado

como la proporción entre la zona que se encuentra entre la línea de la igualdad y la curva de Lorenz (marcada con "A" en el diagrama) sobre el área total bajo la línea de igualdad. Es decir, $G = A / (A + B)$. También es igual a A^2 , dado que $A + B = 0,5$.

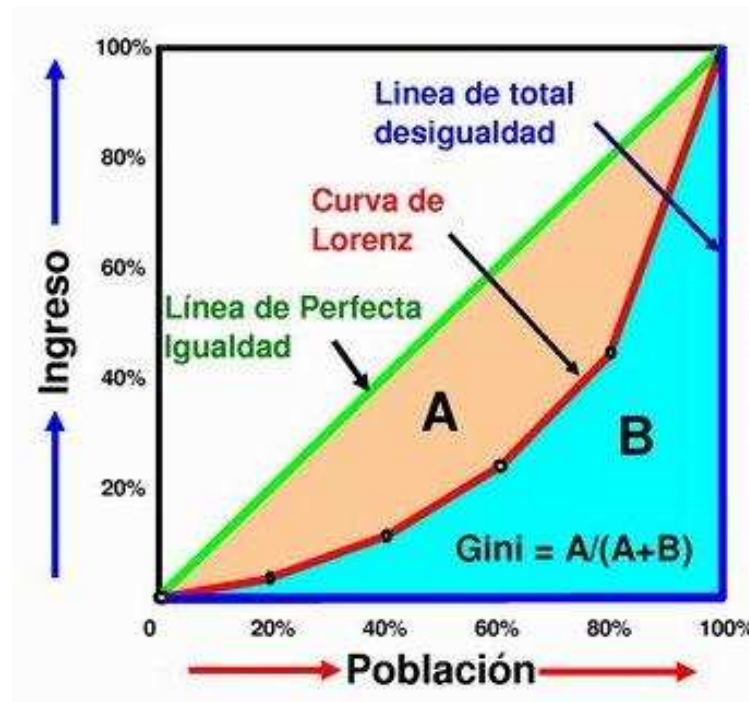


Ilustración 10. Gráfico Índice de Gini

El coeficiente de Gini se calcula como el cociente entre el área comprendida entre la diagonal de perfecta igualdad y la curva de Lorenz (área A en el gráfico, sobre el área A+B). A medida que mejora la equidad el área A disminuye y la curva de Lorenz (línea roja) se acerca a la diagonal de 45% (línea verde). Si la curva de Lorenz se aleja de la diagonal, aumenta la desigualdad a la misma velocidad que aumenta el área "A".

Para el casos de esta razón $G = A/(A+B)$ se expresa como porcentaje o como equivalente numérico de ese porcentaje, que es siempre un número entre 0 y 1. El coeficiente de Gini se calcula a menudo con la fórmula de Brown, que es más práctica:

$$G = \left| 1 - \sum_{i=1}^k (X_i - X_{i-1})(Y_i + Y_{i-1}) \right|$$

Donde:

X: Proporción acumulada de “buenos” en el percentil k.

Y: Proporción acumulada de “malos” en el percentil k.

La tabla con los respectivos valores se la construye separando la muestra en percentiles y se calcula el porcentaje acumulado de buenos y malos, tal como se encuentra detallada a continuación:

No	Buenos			Malos			$X_i - X_{i-1}$	$Y_i + Y_{i-1}$	Gini
	#	% col	% acum.	#	% col	% acum.			
percentil 1	6,342	11.54%	11.54%	24	0.28%	0.28%	0.28%	11.54%	0.03%
percentil 2	6,331	11.52%	23.06%	37	0.42%	0.70%	0.42%	34.61%	0.15%
percentil 3	6,279	11.43%	34.49%	59	0.68%	1.38%	0.68%	57.55%	0.39%
percentil 4	6,320	11.50%	45.99%	77	0.88%	2.26%	0.88%	80.48%	0.71%
percentil 5	6,231	11.34%	57.33%	129	1.48%	3.74%	1.48%	103.32%	1.53%
percentil 6	6,186	11.26%	68.59%	176	2.02%	5.76%	2.02%	125.92%	2.54%
percentil 7	6,122	11.14%	79.73%	255	2.92%	8.68%	2.92%	148.32%	4.34%
percentil 8	5,902	10.74%	90.47%	465	5.33%	14.01%	5.33%	170.20%	9.08%
percentil 9	4,224	7.69%	98.16%	2,145	24.60%	38.61%	24.60%	188.63%	46.40%
percentil 10	1,011	1.84%	100.00%	5,354	61.39%	100.00%	61.39%	198.16%	121.65%
Total general	54,948	100%		8,721	100%				86.81%

Tabla 61. Coeficiente de Gini

Para el modelo de pérdida esperada el coeficiente de Gini es de 86.81%, el valor nos indica un buen ajuste del modelo, ya que se quiere discriminar entre clientes buenos y malos. Resultados obtenidos por firmas internacionales en el tema de score de comportamiento han determinado que el coeficiente de Gini se encuentra sobre el 60%³⁸.

- **Curva COR (POWERSTAT)**

Este procedimiento es un método útil para evaluar la realización de esquemas de clasificación en los que exista una variable con dos categorías, que en caso del modelo de pérdidas esperadas se refiere al indicador de “buenos y malos”.

Las variables de contraste suelen estar constituidas por probabilidades, resultantes de un análisis discriminante o de una regresión logística, o bien compuestas por puntuaciones atribuidas en una escala arbitraria que indican el "grado de convicción" que tiene un evaluador de que el sujeto pueda pertenecer a una u otra categoría. La variable de estado puede ser de cualquier tipo e indicar la categoría real a la que pertenece un sujeto³⁹.

Las variables de contraste son cuantitativas en el modelo de pérdidas esperadas. Estas variables de contraste son:

- Probabilidad de incumplimiento pronosticada.
- Indicador de buenos y malos.

³⁸ Lisim consultora internacional en implementación de credit scoring-Bogotá Colombia.

³⁹ Sistema base o ayuda software SPSS V.15.0.

$$\text{Indicador buenos y malos} = \begin{cases} 1 & \text{si es bueno} \\ 0 & \text{si es malo} \end{cases}$$

La curva COR utiliza la metodología desarrollada a partir de la Teoría de la Decisión creada en los años 50 y cuya primera aplicación fue motivada por problemas prácticos en la detección de señales por radar.

La curva COR se la grafica mediante la representación de los pares (1-especificidad, sensibilidad) obtenidos al considerar todos los posibles valores de corte de la prueba, la curva COR nos proporciona una representación global de la exactitud del modelo. La curva COR es necesariamente creciente, propiedad que refleja el compromiso existente entre sensibilidad y especificidad.

En la curva COR el segmento diagonal es producido por los empates de la sensibilidad y la especificidad.

Curva COR

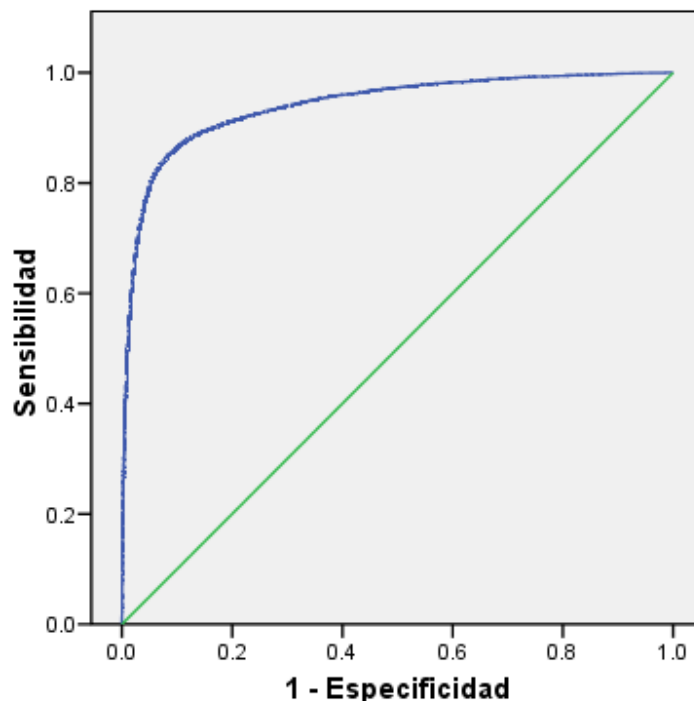


Ilustración 11. Curva COR modelo PD

Área bajo la curva

Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada

Área	Error típ. ^a	Sig. asintótica ^b	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
			Límite inferior	Límite superior
.941	.001	.000	.938	.944

Tabla 62. Eficiencia predictiva

La medida de la eficiencia predictiva del modelo es el área bajo la curva, si un modelo carece de poder predictivo el área bajo la curva es de 0.50; mientras que la capacidad máxima de predicción es 1. De manera general, se considera que los valores de capacidad de predicción se presentan en la siguiente tabla:

INTERPRETACIÓN POWERSTAT	
POWERSTAT < 50%	Modelo debe ser construido nuevamente
50% <= POWERSTAT < 60%	Modelo debe estar bajo seguimiento
60% <= POWERSTAT < 70%	Modelo funciona de manera eficiente
POWERSTAT > 70%	Modelo óptimo

Tabla 63. Valores para capacidad predictiva

Para el caso del modelo propuesto, Tabla 62, el área bajo la curva se encuentra en el valor del 94.1 % lo que indica una excelente capacidad predictiva.

- **Índice de estabilidad poblacional (PSI)**

El índice de estabilidad mide si existen diferencias significativas en la población, es decir muestra si en el modelo existen potenciales problemas de estimación, originados por cambios en el comportamiento de la población, edad de ingreso al banco, mayores egresos o cualquier variabilidad en la población que pueda dañar la estimación de los parámetros encontrados.

El PSI controla la estabilidad de la población en la cual se está aplicando el modelo respecto a la población con la cual se desarrolló el modelo. En la medida en que las poblaciones sean diferentes, el modelo puede no desempeñarse como se esperaría.

Para cada *i*-ésimo segmento se construye el índice de estabilidad marginal mediante la siguiente fórmula:

$$PSI_i = \sum_{i=1}^n (O_i - E_i) * \ln\left(\frac{O_i}{E_i}\right)$$

Donde:

O_i = % de validación del segmento i, representa el porcentaje de clientes asociados a cada segmento respecto del total de clientes de la cartera actual.

E_i = % de desarrollo del segmento i, representa el porcentaje de clientes asociados a cada segmento respecto del total de clientes del conjunto de desarrollo.

El índice de estabilidad total viene dado por la siguiente ecuación:

$$PSI = \sum_{i=1}^n PSI_i$$

Los valores o porcentajes de referencias con su respectiva definición se muestran a continuación:

- **Menor al 10%:** Las diferencias entre las distribuciones de ambas poblaciones son inferiores al 10% y no se consideran significativas, el modelo es bueno y presenta estabilidad en relación a la población de estudio.
- **Entre el 10% y el 25%:** cambios en las distribuciones que precisan investigación, el modelo debe ser monitoreado.
- **Mayor al 25%:** Diferencias significativas en las distribuciones de ambas poblaciones, el modelo presenta problemas.

Sobre el modelo propuesto se obtuvieron los siguientes resultados:

MUESTRA DE DESARROLLO						PSI
No. Rango	Desde	Hasta	Buenos	Malos	Tasa malos	
1	-	5	6.342	24	0,4%	0,01%
2	6	8	6.331	37	0,6%	0,13%
3	9	11	6.279	59	0,9%	0,11%
4	12	15	6.320	77	1,2%	0,01%
5	16	20	6.231	129	2,0%	0,03%
6	21	28	6.186	176	2,8%	0,38%
7	29	43	6.122	255	4,0%	0,06%
8	44	88	5.902	465	7,3%	0,00%
9	89	688	4.224	2.145	33,7%	0,33%
10	689	1000	1.011	5.354	84,1%	0,01%
TOTAL			54.948	8.721	13,7%	1,07%

MUESTRA DE PRUEBA					
No. Rango	Desde	Hasta	Buenos	Malos	Tasa malos
1	-	5	1.565	7	0,4%
2	6	8	1.561	14	0,9%
3	9	11	1.557	10	0,6%
4	12	15	1.558	17	1,1%
5	16	20	1.541	36	2,3%
6	21	28	1.545	29	1,8%
7	29	43	1.501	71	4,5%
8	44	88	1.460	114	7,2%
9	89	688	1.094	479	30,5%
10	689	1000	239	1.335	84,8%
TOTAL			13.621	2.112	13,4%

Tabla 64. Índice de estabilidad poblacional.

Las tablas anteriores indican el número de clientes buenos y malos que se encuentran en cada rango, los mismos que corresponden a intervalos de probabilidad de incumplimiento (PD multiplicada por mil para generar un score). La tasa de malos se relaciona al porcentaje de clientes malos que se encuentran en el rango.

En el modelo propuesto el indicador de PSI entre las muestras da un valor de 1.07%, lo que explica que las diferencias entre las muestras analizadas son no significativas, es decir las muestras se ajustan al modelo propuesto (muestra de desarrollo versus

muestra de prueba) o en otras palabras no existen problemas de estimación en el modelo.

- **Test Binomial**

El test Binomial es un test de hipótesis en el que se trata de dilucidar si la PD otorgada a un nivel o percentil está bien estimada. El test se repite para cada uno de los percentiles del modelo y descansa en la hipótesis de que los incumplimientos entre clientes son independientes dentro de la cartera.

El test Binomial funciona del siguiente modo:

H_0 : La PD de un percentil es correcta.

H_1 : La PD de un percentil está subestimada.

Se dice que la PD de un percentil pasa el test de hipótesis, si se acepta la hipótesis nula para un nivel de confianza dado.

El nivel de confianza q es variable por ejemplo 90%, 95% o 99%, la hipótesis nula es aceptada si el número de malos k es menor que el valor crítico k^* , la definición del valor crítico viene dado de la siguiente manera:

$$k^* = \min_i \left\{ k \left| \sum_{i=k}^n \binom{n}{i} PD^i (1 - PD)^{n-i} \leq 1 - q \right. \right\}$$

Donde:

n = Número de clientes en cada percentil.

PD = Probabilidad de incumplimiento en cada percentil.

q = Nivel de confianza.

Cuando la cartera presenta un número de clientes grande, se puede aproximar la definición del valor crítico k^* por el teorema central del límite del siguiente modo:

$$k^* = \Phi^{-1}(q) * \sqrt{n * PD * (1 - PD)} + n * PD$$

Donde Φ^{-1} se refiere a la función inversa de la distribución normal estándar.

El test binomial aplicado al modelo de PD de la cartera de microcrédito de la institución financiera proporcionó los siguientes resultados:

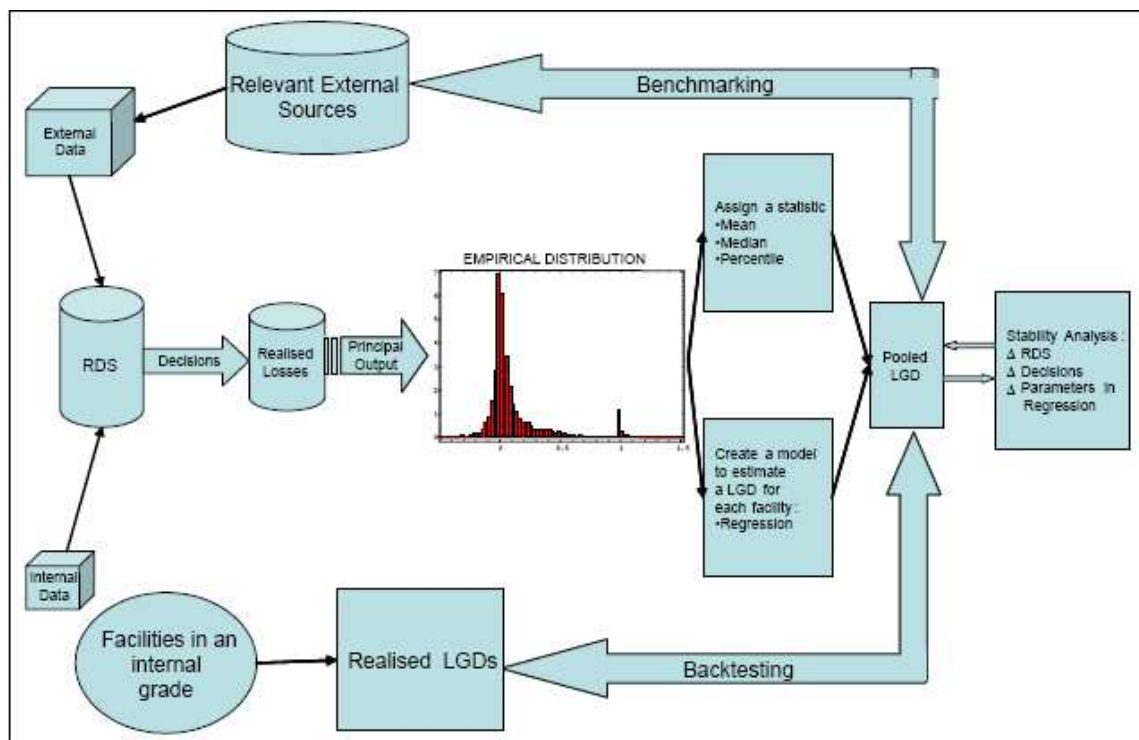
Tabla 65. Test binomial por rango

La hipótesis nula se cumple en cada uno de los segmentos propuestos en el modelo.

4.2.2 VALIDACIÓN DE PÉRDIDA DADO EL INCUMPLIMIENTO (LGD)

La LGD es un elemento importante del enfoque IRB en la estimación de la pérdida esperada. LGD es particularmente importante debido a la sensibilidad del aporte que tiene el valor impago en las operaciones de crédito en la institución financiera. Bajo el enfoque avanzado (IRB) propuesto en el Marco de Basilea II, las instituciones financieras están permitidas en utilizar medidas internas derivadas de LGD en lugar de un estándar LGD propuesta por el Marco revisado anterior (Basilea I). Por lo tanto, la validación de las medidas internas de LGD es crucial para una estimación eficiente de la pérdida esperada.

El proceso de validación de la LGD implica el examen de todos los elementos que se necesitan para producir estimaciones de la misma. A continuación se presenta un ejemplo del proceso de validación de la LGD que propone el comité de Basilea en su documento llamado "Studies on the Validation of Internal Rating Systems".



Fuente: Comité de Basilea

Ilustración 12. Proceso de validación LGD

El primer paso es obtener un conjunto de datos de referencia (RDS), esto es, créditos u operaciones que han caído en incumplimiento. Este RDS debe incluir un historial de siete años de datos para empresas, pero para el sector minorista cinco años son suficientes (lo ideal sería un ciclo económico completo: 1 año calendario); además se debe utilizar una definición de incumplimiento consistente con el utilizado para la estimación PD (lo ideal es la misma definición).

Las operaciones deben contener información sobre su saldo al momento del incumplimiento, los valores recuperados, los costos por recuperación, los valores por adjudicaciones de garantías, gastos legales, etc.

Después de construir el RDS, el segundo paso es asignar una pérdida económica a cada incumplimiento; esto es, traer dicha pérdida a valor actual o presente, para lo que se necesita obtener o estimar una tasa de descuento al capital, la asignación de los costos directos e indirectos, el tratamiento individual sobre las recuperaciones (completas e incompletas).

El Benchmarking puede ser una solución a la estimación de la LGD, esto resulta mucho más sencillo porque no hay que realizar estimaciones sobre costos ni las asignaciones a estos para la recuperación de cartera que ha caído en incumplimiento. El problema recae en encontrar datos o estimaciones que produzcan un efecto similar a las características internas a la institución financiera; generalmente, las estimaciones externas sobre este indicador son las menos fiables para tomar en cuenta como valor final.

Una vez tomada la decisión de la estimación de la LGD se puede realizar una distribución empírica de la LGD. Este análisis de la distribución empírica puede ayudar a detectar problemas relacionados con los valores extremos de los datos, los cambios en segmentación, y la homogeneidad de los datos incluidos en la base de datos.

Después de eso, el método más simple para asignar una estimación de LGD interna, es elegir un estadístico que esté relacionado con la distribución empírica hallada. Por ejemplo, el uso de un promedio ponderado de las pérdidas observadas durante períodos de elevada pérdida o incumplimiento; otro ejemplo, es el uso de un percentil adecuado de la distribución en lugar de la media simple como estimación.

Cualquiera de los métodos utilizados para la estimación de la LGD se debe hacer un seguimiento de los valores obtenidos. A continuación se presentan las validaciones que propone el acuerdo de Basilea II.

- **Análisis de estabilidad:** Analizar cómo los cambios sensibles en la base de datos y los cambios sobre las variables utilizadas en el modelo impactan en la estimación de LGD. Es especialmente importante analizar la volatilidad de los estimadores de la LGD cuando existe un cambio de ciclo contable.
- **Comparaciones entre las estimaciones de LGD y "datos externos relevantes" (Benchmarking):** La comparación de datos externos frente a los estimados por la institución financiera llega a ser una herramienta útil al momento de validar los datos, sin embargo los principales problemas que surgen al utilizar fuentes de datos externas son diferentes sesgos en la muestra de datos externos, esto ya que las construcciones externas del indicador de LGD no garantizan tener la suficiente fiabilidad como para ser una medida comparable, sin embargo la comparación y validación queda a discreción de los investigadores.

Para la validación de la LGD se ha realizado un análisis de sensibilidad mediante la construcción de una distribución empírica, utilizando el software @RISK 5.0, la misma que arrojó los siguientes resultados:

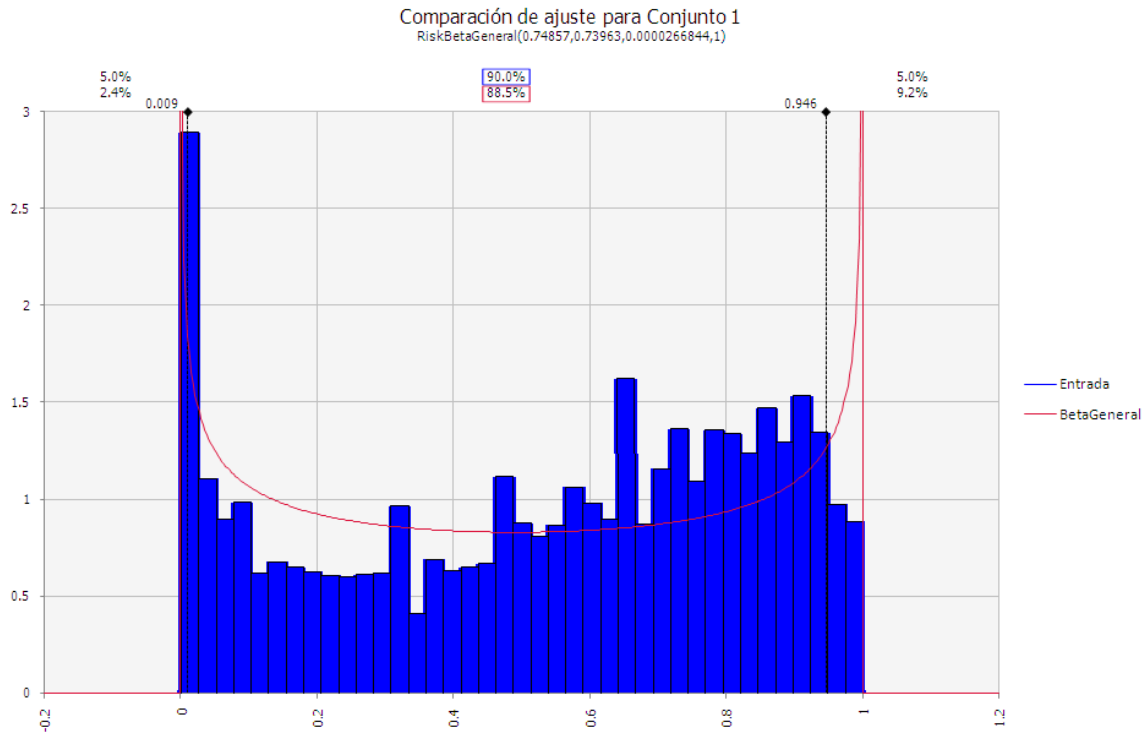


Ilustración 13. Distribución de la LGD

El software ajustó los datos estimados a una distribución Beta, proporcionando una estimación de la LGD del 50.30%; mientras que, utilizando la metodología propuesta por la institución financiera, la LGD estimada es de 51,23%. Se obtuvo una diferencia del 1.82%; sin embargo, se tomó como valor estimado el generado por la institución financiera ya que es una estimación mucho más conservadora que sigue las políticas internas del Banco.

Otra validación importante pero no concluyente es la del Benchmarking, donde se compara las estimaciones de diferentes instituciones con cartera de microfinanzas frente a la estimación hecha por el Banco. Los datos se aprecian en la siguiente tabla:

Institución	LGD
Finamérica	19.91%
BANTRA-M	39.00%
BANTRA-C	50.00%
FIE-M	49.22%
FIE-C	45.18%

Tabla 66. Indicadores LGD

Las estimaciones (estudio 2007) más conservadoras son las del Banco del Trabajo (Perú) y Banco FIE (Bolivia). Si bien estas estimaciones son hechas por instituciones con cartera de microfinanzas no se podría tomar en cuenta el valor estimado por ellas, ya que la realidad económica social varía entre países, aunque son aproximaciones de valores muy cercanas a las que la institución financiera estimó para su modelo de pérdida esperada.

4.2.3 VALIDACIÓN DE EXPOSICIÓN ANTE EL INCUMPLIMIENTO (EAD)

En comparación con la PD y la LGD, se sabe relativamente poco sobre las validaciones de la EAD, esto lo ratifica el comité de Basilea en el estudio realizado sobre las validaciones de los componentes de riesgo; por lo tanto, la siguiente sección se concentra más en cuestiones que afectan a la estimación de la EAD que en los métodos de validación.

La validación de la EAD va mas referida a una evaluación cualitativa del proceso de estimación que la institución financiera haga, la misma que resulta ser más significativa que el uso de métodos cuantitativos para la validación de este componente de riesgo.

Es importante reconocer que este componente de riesgo (EAD), incluso más que la PD y la LGD, depende de cómo se dé la relación entre el banco y el cliente, incluso en circunstancias adversas; es decir, significa que la estimación de la EAD es en gran medida influida por decisiones y normas que se generan en los contratos firmados entre la institución financiera y los clientes.

Una institución financiera puede considerar las siguientes características de un crédito para la estimación de la EAD; es decir, la combinación de factores o características impuestas en un contrato de crédito pueden llegar a variar en gran medida el valor de la EAD. Por ejemplo, una tasa de interés alta puede llegar a generar un valor más alto de la EAD, que como consecuencia traería mayor pérdida esperada a una cartera de crédito dada.

- *Tipo de interés:* este factor puede influir de acuerdo al tipo de tasa de interés que se esté aplicando en la institución financiera, por ejemplo el tipo de interés variable tiene mayor volatilidad que uno fijo, por lo tanto afectaría directamente en la estimación de la EAD.
- *Renovaciones:* los saldos en créditos rotatorios llegan a tener un mejor ritmo en el comportamiento, es decir se asumen que tienen menor variabilidad que los créditos no renovables.
- *Convenios:* cierto tipo de cartera, generalmente la de menos calidad crediticia, puede llegar a tener algún tipo de “trato especial” el mismo que genera retrasos, estancamiento o cobro total de fondos, en el caso de un cobro total o parcial de una cartera en convenio esto puede generar una disminución significativa en la EAD pero como consecuencia llegaría a incrementar la PD dependiendo del comportamiento con el que se realizó el pago.

- *Reestructuración:* Hay que tener cuidado en el trato de las EAD cuando ciertas operaciones hayan caído en reestructuración, ya que dependiendo de las normativas y políticas interna de las instituciones financieras estas operaciones pueden tener un trato especial en comparación con las operaciones normales en referencia a su EAD.

La inclusión de estas características, las mismas que deben ser fiables y estar disponibles en las bases de datos de las instituciones financieras, puede ayudar a aislar y reducir los errores de medición en el EAD, además de explicar la volatilidad de EAD. En resumen, queda mucho por hacer para la validación de la EAD.

Para el caso de la institución financiera la EAD que se eligió corresponde al valor que consta en las bases de datos, la EAD final es el saldo que incluido interés genera una operación u operaciones que se encuentran vigentes al momento de realizar el análisis, las operaciones que se encuentran reestructuradas tienen un indicador el cual genera una probabilidad de incumplimiento más alta.

4.3 CREACIÓN DE PERFILES DE CLIENTES POR RANGOS DE PÉRDIDA ESPERADA

Dentro de las exigencias que el método avanzado o metodología IRB tiene sobre las entidades financieras que apliquen este método, está el diseño y construcción de sistemas de rating que permita clasificar a los clientes en diversos grados significativos de calidad crediticia, sin concentraciones excesivas.

Para esto se cita el párrafo que contempla esta norma: “Para ello, los bancos deberán contar con un mínimo de siete grados de prestatario en el caso de deudores que no hayan incurrido en incumplimiento y de un solo grado para aquellos que sí hayan incumplido.”⁴⁰

Asignar un valor de pérdida a cada cliente a través de un modelo de pérdida esperada, permite construir varias estrategias comerciales y aplicar nuevas políticas que permitirán un mejor desempeño en la administración del riesgo del Banco.

Una vez hallados los resultados del modelo de pérdida esperada calculados para cada cliente que pertenece a la cartera de microcrédito del banco, se definen los perfiles de los clientes en base a la pérdida esperada; es decir, se segmenta los resultados del modelo. Los perfiles definen las características de cada cliente dentro del segmento de pertenencia.

Inicialmente se dividió o segmentó a los clientes en quintiles (20 grupos) respecto a su pérdida esperada. Con esta variable y el indicador de buenos y malos clientes se realiza un análisis de selección y agrupación de atributos de cada quintil. La metodología utilizada para encontrar perfiles adecuados es la de árboles de decisión⁴¹ con la ayuda del software AnswerTree.

El algoritmo que se utiliza para la agrupación de los quintiles es el método Chaid, el mismo que basa su regla de agrupamiento en el estadístico Chi-cuadrado. El método permite en cada nodo evaluar la dependencia de la variable de partición que para el caso del modelo de pérdida esperada es el indicador de buenos y malos, esta

⁴⁰ Párrafo 404 del texto de “Convergencia internacional de medidas y normas de capital”-Basilea II.

⁴¹ Teoría sobre árboles de decisión se presenta en el anexo 3

segmentación permite tener un criterio estadísticamente robusto sobre la clasificación de los clientes.

Con este método aplicado se obtuvieron los siguientes perfiles de clientes de acuerdo a la pérdida esperada:

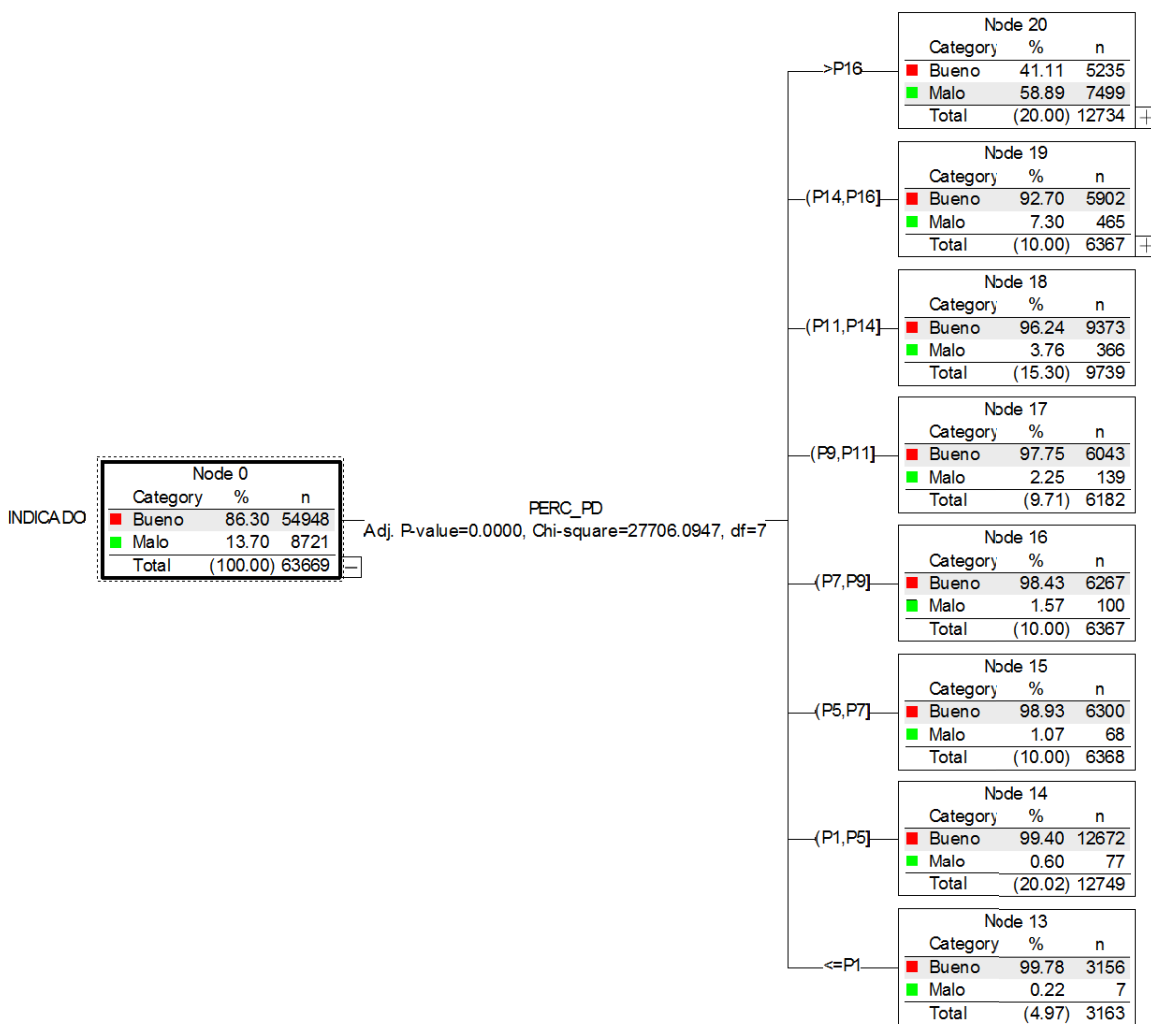


Ilustración 14. Perfiles de clientes

El árbol generado propone ocho (8) perfiles, en los que no se tiene una concentración excesiva ni una concentración baja de clientes. El estadístico de significancia o p-value es menor al 0.05, lo que indica que los perfiles están bien definidos.

De acuerdo con las pérdidas generadas por cada perfil, la institución puede generar políticas en la administración del riesgo; por ejemplo, para los dos últimos perfiles habrá que realizar un monitoreo permanente y aplicar políticas más exigentes de cobro.

Como cada cliente en su perfil está asociado a una probabilidad de incumplimiento (PD), a estos perfiles se pueden asignar los rangos de PD. Estos rangos permitirán crear una segmentación respecto a la probabilidad de ser un buen cliente para el banco. La utilización de esta información servirá especialmente para la creación de nuevos productos acorde a cada perfil.

La creación de los perfiles permitirá crear y desarrollar nuevos productos que incentivará la gestión del área comercial. Así por ejemplo, se plantea la promoción de nuevos créditos a los clientes que se encuentran dentro de los primeros dos perfiles; se podrá incentivar a los buenos clientes que se encuentran en los primeros perfiles, con una tasa de interés preferencial.

De acuerdo a las probabilidades de incumplimiento estimadas, la tabla de rangos por perfiles se presenta a continuación:

Perfiles	Rango de PD
Perfil 1	2 - 6
Perfil 2	7 - 14
Perfil 3	15 - 19
Perfil 4	20 - 23
Perfil 5	24 - 30
Perfil 6	31 - 48
Perfil 7	49 - 94
Perfil 8	95 - 1000

Tabla 67. Perfiles de clientes por rango de PD

Si bien la definición de los perfiles se la hizo de acuerdo a un método estadístico, la institución financiera de acuerdo a sus políticas tiene la potestad de designar los perfiles ajustados a las normas institucionales y al riesgo que esté dispuesta a asumir. A continuación se presenta el gráfico de la pérdida esperada de acuerdo al perfil del cliente:

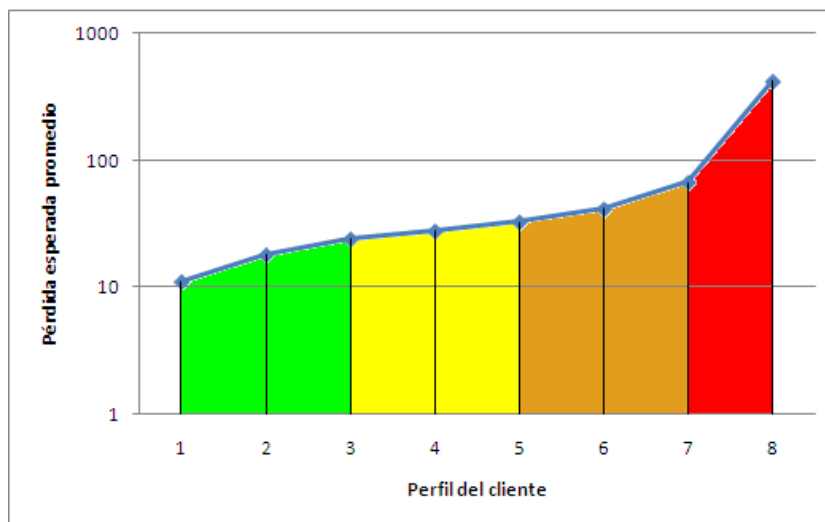


Ilustración 15. Pérdida esperada por perfil de cliente

Los perfiles que presentan mayor probabilidad de incumplimiento son los que presentan mayor pérdida esperada, por lo tanto, como medida de control se debe hacer el seguimiento permanente de los clientes que se encuentren por lo menos a partir del perfil de cliente número 5.

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. CONCLUSIONES

Esta investigación se centró en el análisis de técnicas cuantitativas, para pronosticar una probabilidad de incumplimiento de clientes que incumplan sus obligaciones crediticias frente a la institución financiera. Temática que se constituye en un aporte personal para el área de proyectos financieros; la misma que permite abrir nuevas posibilidades de reflexión e investigación, para mejores prácticas de la administración del riesgo en Finanzas.

Así mismo, la investigación realizada alcanzó los objetivos planteados y llegó a las conclusiones que a continuación se exponen:

- La aplicación de modelos con el enfoque IRB se convierte en un termómetro para la medición del riesgo, ya que permite establecer y evaluar las condiciones que son propias de las instituciones financieras; es decir, las variables analizadas para la construcción de modelos analíticos de comportamiento representan el reflejo de la realidad de la institución financiera. Los modelos que la institución pueda llegar a instituir en el tiempo los podrá manejar y además conocer su comportamiento en el corto, mediano y largo plazo. Esto junto con una acertada administración del riesgo de crédito permite mitigar las pérdidas generadas por las obligaciones financieras no cumplidas por los clientes hacia la institución financiera.
- Un adecuado análisis de comportamiento de cada variable respecto al aumento o reducción del riesgo de incumplimiento, permite una selección de variables finales que de acuerdo a la susceptibilidad de su información admitirá encontrar una probabilidad de incumplimiento del cliente. Sobre el análisis univariado se puede concluir que las variables más relevantes se refieren a las que contienen información acerca: del cliente, del producto, del

comportamiento de pago, variables financieras de la microempresa y variables del buró de crédito.

- Para la construcción de la variable dependiente utilizada en la estimación de la probabilidad de incumplimiento, se utilizó una matriz con las variables de mora máxima y mora promedio, tomando como datos la pérdida generada en un periodo maduro de tiempo. La correcta aplicación de las normas y políticas internas de la institución financiera sobre la matriz de mora genera una adecuada clasificación de clientes, lo que permite estimar con menor error la probabilidad de incumplimiento, por lo tanto la correcta construcción de la variable dependiente es uno de los puntos clave para poder obtener un modelo robusto y estable en el tiempo.
- La regresión logística resulta ser una metodología adecuada para el tratamiento de variables independientes cualitativas y cuantitativas, además permite de manera muy cercana encontrar una probabilidad de incumplimiento para los clientes que han solicitado un crédito con la institución financiera, los resultados obtenidos con esta metodología son muy consistentes. La principal ventaja que tiene el modelo de regresión logística radica en que no es necesario plantear hipótesis iniciales, como la normalidad de la distribución de las variables estudiadas, ventaja que resulta ser adecuada en comparación con otras metodologías como el análisis discriminante.
- La estimación de la probabilidad de incumplimiento se la realizó mediante el método de introducción por pasos. El resultado fue una ecuación que permite pronosticar la probabilidad de incumplimiento de un cliente que tiene obligaciones financieras con la institución financiera, con este método se pudo realizar algunas pruebas estadísticas de significancia, que presentaron los siguientes resultados:

- El modelo de regresión logística que estima la probabilidad de incumplimiento es capaz de predecir correctamente al 92.3% de los clientes que tienen un crédito de microfinanzas en la institución financiera, lo que indica un buen ajuste de los datos reales frente a los valores predichos de la variable dependiente o indicador de buenos o malos clientes. En relación al error tipo I (α), que señala que no se acepta la hipótesis nula a pesar de ser verdadera, es decir, se advierten datos falsos como positivos, en el caso de la institución, el porcentaje de acuerdo a la población del error tipo I es del 15.93%, valor que no impacta en gran medida al momento de clasificar a un cliente malo como bueno. Tal vez, hubiera un impacto si a un cliente bueno lo clasificamos como malo, ya que perderíamos la posibilidad de dar créditos a clientes que realmente tienen una buena calificación, el porcentaje de este error tipo II (β) es del 7.7%, valor que nos indica un buen poder predictivo de los clientes.
- Una medida importante para verificar el ajuste del modelo se refiere al estadístico de Kolmogorov-Smirnov, este estadístico muestra la máxima diferencia absoluta entre los clientes buenos y malos. La medida separa o discrimina a los clientes buenos de los malos creando un punto de corte, el valor que se obtiene en el modelo es de 76.46%, según firmas internacionales el valor del estadístico K-S debe ser mayor al 20% para obtener un buen ajuste de los datos. Por lo tanto, el modelo propuesto genera una alta confiabilidad sobre la predicción de los datos.
- Otra medida de la eficiencia predictiva del modelo es el área bajo la curva o curva COR, si un modelo carece de poder predictivo el área bajo la curva es menor de 50%; mientras que la capacidad máxima de predicción es 100%. Para el caso del modelo propuesto el área bajo la curva se encuentra en el valor del 94.1 % lo que indica una capacidad predictiva óptima. Esto concluye que el modelo genera altos estándares de confiabilidad sobre la predicción de la probabilidad de incumplimiento.
- El Índice de Estabilidad Poblacional (PSI) que mide si existen diferencias significativas en la población, obtiene un valor del 1.07%, lo que explica que las diferencias entre las muestras analizadas son no significativas, o

en otras palabras, no existe problemas de estimación en el modelo. Si el valor es superior al 10% el modelo debe ser revisado y monitoreado.

- El test binomial propone que la probabilidad de incumplimiento otorgada en un nivel o percentil está bien estimada de acuerdo a un nivel de confianza, para el modelo se propuso un nivel de confianza del 99%, llegando a tener el cumplimiento de la hipótesis en el 100% de los percentiles propuestos.

Con esto se puede concluir que se eligió correctamente el modelo estadístico, el método de cálculo y las variables escogidas, es decir, el modelo genera altos estándares de confiabilidad sobre la predicción de la probabilidad de incumplimiento.

- El cálculo de la Pérdida dado el incumplimiento (LGD) se lo realizó de acuerdo a los valores históricos de la institución financiera, este cálculo genera valores propios y mucho más cercanos a la realidad financiera de esta componente de riesgo. Este valor, resultan ser mucho más fiel que las estimaciones hechas por firmas exteriores o comparaciones de otras instituciones afines al negocio de las microfinanzas. Esto no significa que necesariamente se deba optar por los cálculos hechos en la institución, las decisiones sobre los valores de cada componente dependerá de la aversión al riesgo que tenga la institución.
- La inclusión de las técnicas propuestas por el Comité de Basilea en su documento llamado Basilea II sobre la gestión y administración del riesgo de crédito, mediante la utilización de métodos IRB frente a los métodos estándar, permite una mejor discriminación de los clientes y una mejor estimación de las componentes de riesgo, ya que la elección de modelos y métodos matemáticos depende netamente de la institución financiera y su realidad crediticia actual.

- 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. Si se aplicara el modelo construido, los recursos económicos que la institución genera mensualmente para provisionar la cartera de crédito caerían a razón de 60% aproximadamente en los créditos con calificación E, 30% aproximadamente en créditos con calificación D y un aumento en la provisión en los créditos con calificación B de aproximadamente el 10%, la provisión representa un valor contabilizado como gasto, la cual constituye una pérdida en la rentabilidad de la institución. 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 cambio porcentual de las provisiones se puede observar en el siguiente gráfico.

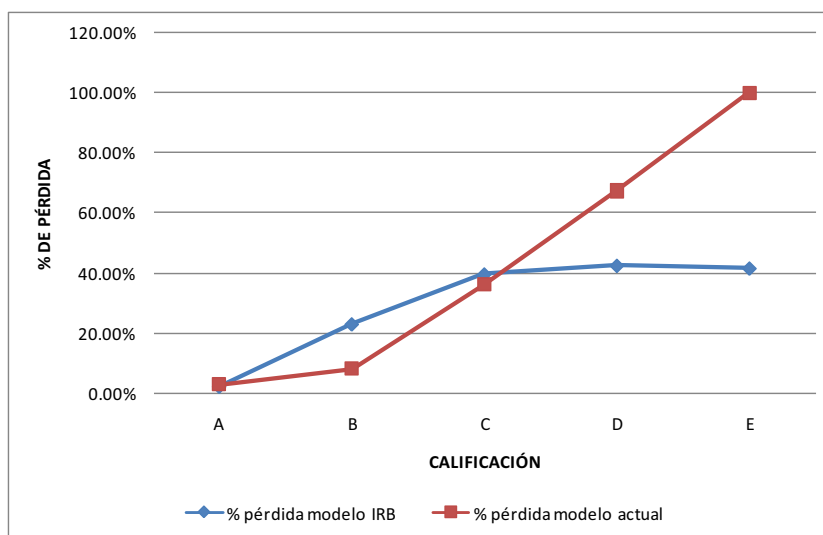


Ilustración 16. Pérdida por calificación en cada modelo

- Los resultados aquí descritos en la investigación son mediciones numéricas y son el resultado de un análisis cuantitativo, resultados que por sí solos, rara vez bastan para tomar una decisión razonable. El conocimiento y la calidad de la administración del riesgo son los factores más importantes en la toma de una decisión. Estas características junto a los resultados numéricos son las que reflejarán a lo largo del tiempo los resultados de las decisiones tomadas. Se concluye que el modelo matemático resalta las características intrínsecas que influyen en el riesgo de crédito, sin embargo, este debe ser potencializado con un buen manejo de la administración del riesgo.
- El análisis comparativo realizado entre las dos normativas: Basilea II y normativa del ente regulador, en materia del cálculo de la pérdida esperada por insolvencias ha puesto de manifiesto ciertas limitaciones en el sistema que utiliza la Superintendencia de Bancos y Seguros. De este modo, se puede evidenciar que un manejo de los datos ex-ante resulta ser la mejor opción frente a una doctrina tradicional, la cuantificación real de la pérdida esperada se debe ajustar a los niveles de riesgo que cada institución está dispuesta a asumir.

5.2 RECOMENDACIONES

- Se recomienda utilizar una muestra representativa de datos, la muestra debe incorporar suficiente información sobre el comportamiento de pago de los clientes, para esto se debe contar con un periodo razonable del historial de pago de cada uno de ellos; es decir, su periodo de maduración deber ser mínimo de seis meses ya que un comportamiento reciente no explica un comportamiento futuro.
- La calidad de la información al momento de generar las bases de datos son fundamentales para alcanzar óptimos resultados en la implementación del modelo. La correcta organización de los datos permite generar variables que

puedan predecir el comportamiento de pago de un cliente, se recomienda que la generación de la información debe estar a cargo de un departamento técnico con personal experto en la generación de bases de datos.

- La elección de las variables representa una etapa fundamental en la construcción de cualquier modelo de score, por lo que se recomienda que estas no sean complicadas para el análisis, ya que una distorsión en el manejo de la información de las variables pueden atraer resultados erróneos y complicar la estabilidad del modelo.
- Se recomienda la inclusión de variables macroeconómicas anualizadas en el modelo de estimación de la probabilidad de incumplimiento, ya que podría generar valor adicional a la estimación. Como por ejemplo, la influencia de un ciclo económico, en tanto genera una perspectiva más real de la situación económica en la que se dan los préstamos bancarios; algunas de las variables macroeconómicas pueden ser: producto interno bruto, índice de precios al consumidor, tasa de empleo, etc.
- La metodología estadística utilizada para la generación de la probabilidad de incumplimiento fue la regresión logística binaria, sin embargo, existen otras metodologías discriminantes para la generación de la probabilidad de incumplimiento, como los modelos de probabilidad lineal, modelos Logit, modelos de programación lineal, redes neuronales, arboles de decisión, etc. Se recomienda para futuras investigaciones generar resultados con estas metodologías y compararlas con los resultados actuales para ver cuál de las metodologías es más predictiva y precisa.
- Se recomienda que la implementación del modelo debe estar a cargo de un datawarehouse propio del área de riesgos, el mismo que garantice la idoneidad de los datos y de su correcta administración en la base de datos,

además de crear reportes automatizados para el seguimiento continuo de los resultados.

- Los resultados encontrados como: la probabilidad de incumplimiento, la pérdida esperada o los perfiles de clientes deben ser analizados periódicamente, el análisis debe constituirse en una herramienta complementaria que permita resumir toda la información generada en nuevas políticas y normas para el mejoramiento de resultados financieros y para mitigar los riesgos inherentes que pesan sobre las operaciones crediticias.
- Se recomienda como mínimo hacer el seguimiento del modelo de score de probabilidad de incumplimiento con los reportes de: Backtesting, PSI, curva COR y test binomial, los cuales permitirán detectar alertas tempranas de cambio en tendencias, corroborar o refutar la correcta alineación de las bandas de los score, predictividad del modelo, etc.
- Por último, se destaca la necesidad de establecer un diálogo amplio y continuo entre entidades financieras, entes controladores y otras partes interesadas para evaluar y contrastar el efecto práctico de la propuesta de Basilea II y cuyos resultados se podrían utilizar en ajustes posteriores.

REFERENCIAS

ALAN ELIZONDO, EDWARD I. ALTMAN. 2004. Medición integral del riesgo de crédito, Editorial Limusa, México 2004

REYES SAMANIEGO MEDINA. 2008. El riesgo de crédito: en el marco del Acuerdo de Basilea II, Delta Publicaciones, 2008

L. C. THOMAS, DAVID B. EDELMAN, JONATHAN N. CROOK, 2002 Credit scoring and its applications, SIAM, 2002

ANTHONY SAUNDERS, LINDA ALLEN. 2002. Credit risk measurement, Jhon Wiley&Sons, 2002

ELIZABETH MAYS. 1998. Credit risk modeling, AMACOM, 1998

ELIZABETH MAYS. 2001. Handbook of credit scoring, The Glenlake Publishing Company, 2001

RAYMOND ANDERSON, 2007. The credit scoring toolkit, Oxford University Press, 2007

Papers

SALVADOR RAYO CANTÓN, JUAN LARA RUBIO, DAVID CAMINO BLASCO. 2010. Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II.

TIL SCHUERMAN. 2004. What Do We Know About Loss Given Default.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. 2006. Convergencia internacional de medidas y normas de capital.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. 2005. Studies on the validation of internal rating system.

MARK SCHREINER. 1999. Un modelo de calificación del riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia.

ALVARO J. RIASCOS VILLEGAS. 2010. Modelos estáticos de riesgo de crédito.

JOSE CARLOS DE MIGUEL DOMINGUEZ, FERNANDO MIRANDA TORRADO, JULIO PALLAS GONZALEZ, CAMILO PERAZA FANDIÑO. MARK SCHREINER. La medición del riesgo de crédito y el nuevo Acuerdo de Capital del Comité de Basilea

MANUEL A. MENDEZ DEL RIO. 2005. Basilea II: la carrera ha comenzado.

ANTONIO PARCORBO DE RATO. 2002. Basilea II: Las nuevas normas internacionales de solvencia.

BANCO DE ESPAÑA. 2006. Implantación y validación de enfoques avanzados de Basilea II en España.

BANCO DE ESPAÑA. 2004. Estabilidad financiera.

GREGORIO MORAL. Validación de enfoques IRB para el cálculo del capital mínimo por riesgo de crédito.

ANEXO 1: LISTADO DE VARIABLES

Variables Datos del Cliente		
Variable	Descripción	Campo
Tipo de ID Cliente	Cedula, pasaporte	Tipo_ID_Cliente
ID Cliente	Número de cédula o pasaporte que porta el cliente	ID_Cliente
Fecha de Ingreso	Fecha de ingreso al Bco Solidario (primer crédito)	Fecha_Ingreso
Fecha de nacimiento	Fecha de nacimiento del cliente	Fecha_nacimiento
Teléfono Personal	1 = Si Posee; 0 = No posee	Teléfono
Profesión	Profesión del cliente	Profesión
Nro Dependientes	Número de dependientes que tiene el cliente	Dependientes
Estado Civil	1: Soltero/a, 2: Casado/a, 3: Viudo/a, 4:Separado/a, 5: Union libre	Estado_Civil
Sexo	1 = Masculino; 0 = Femenino	Sexo
Cantidad de Cuentas bancarias	Número de cuentas bancarias del cliente	Cant_Cuentas_bancarias
Sucursal	Sucursal Ingreso	Sucursal
Nacionalidad	Nacionalidad del cliente	Nacionalidad
Provincia Nacimiento	Código Provincia de nacimiento del cliente	Provincia_Nacimiento
Canton nacimiento	Código Cantón de nacimiento del cliente	Canton_nacimiento
Tipo de Vivienda	Propia, arrendada, familiar, hipoteca	Tipo_Vivienda
Tiempo_residencia	Tiempo de lleva el cliente en su residencia actual	Tiempo_residencia
Educación	Primaria, Secundaria, Tecnica, Superior, Ninguna, Otra	Educación

Variables Datos del producto		
Variable	Descripción	Campo
Producto		
Producto	Nuevo, preferencial, antiguo, rep 0	dim_tipo_credito
Campaña	Indicador de Campaña: 0 o 1	campania
Fecha de Pago	Fecha de Pago Teórico del Mes	fecha_pago
Monto Prestamo	Monto del prestamo liquidado	monto_prestamo
Saldo	Saldo de deuda	saldo_corte
Saldo Vencido	Monto Vencido	saldo_vencido
Clasificación de Cliente	Normal, Vencido, Judicial, Castigado, Vendido	dim_tipo_cliente
Indicador Reestructura	Indica si el credito fue reestructurado	indicador_reestructura
Clasificación de operación	N: Normal, V: Vencido, J: Judicial; castigado, vendido	clasificacion
Fecha de Castigo	Fecha de Castigo	FECHA_CASTIGO
Fecha refinanciacion	Fecha de la ultima refinanciacion	crcre_fecha_otorgamiento_refinanciacion
Fecha último Castigo	Fecha del último Castigo	crcre_fecha_ultimo_castigo
Cuotas		
Cant. Cuotas Total	Cantidad de cuotas pactadas	total_cuotas
Cant. Cuotas Faltantes	Cantidad de cuotas faltantes del crédito	cuotas_faltantes
Cant. Cuotas Pagadas	Cantidad de cuotas pagadas del crédito	cuotas_pagadas
Cant. Cuotas Impagas	Cantidad de cuotas impagas del crédito	cuotas_impagas
Cant. Cuotas Pagas / Total de Cuotas	Campo calculado	ind_cuoPag_cuoVenc
Cant. Cuotas Impagas / Total de Cuotas	Campo calculado	ind_cuoVenc_totCuo
Cant. Cuotas Pagas / Cant. Cuotas Impagas	Campo calculado	ind_cuoPag_cuolmp
Valor de la cuota	Valor de la cuota pagada del crédito	valor_cuota
Valores extras de la cuota	Suma de seguros+ extras	valores_extras

Comportamiento de pagos		
Variable	Descripción	Campo
Saldos		
Prom. Saldo U3M	Promedio del Saldo Deudor del mes actual y de los dos meses anteriores.	saldo_avg_U3
Prom. Saldo U6M	Promedio del Saldo Deudor del mes actual y de los cinco meses anteriores.	saldo_avg_U6
Prom. Saldo U12M	Promedio del Saldo del mes actual y de los once meses anteriores.	saldo_avg_U12
Prom. Saldo U24M	Promedio del Saldo del mes actual y de los veintitres meses anteriores.	saldo_avg_U24
Max. Saldo U3M	Máximo Saldo Deudor entre el mes actual y de los dos meses anteriores.	saldo_max_U3
Max. Saldo U6M	Máximo Saldo Deudor entre el mes actual y de los cinco meses anteriores.	saldo_max_U6
Max. Saldo U12M	Máximo Saldo Deudor entre el mes actual y de los once meses anteriores.	saldo_max_U12
Max. Saldo U24M	Máximo Saldo Deudor entre el mes actual y de los veintitres meses anteriores.	saldo_max_U24
Atrasos		
Max. Días de atraso histórico	Máximo días de atraso en la historia de Bco.Solidario	dias_mora_max
Max. Días de atraso en los últimos 3 cuotas	Máximo días de atraso entre el último cuota y los dos cuotas anteriores. Si la operación tiene menos de tres cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_max_U3
Max. Días de atraso en los últimos 6 cuotas	Máximo días de atraso entre el último cuota y los cinco cuotas anteriores. Si la operación tiene menos de seis cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_max_U6
Max. Días de atraso en los últimos 12 cuotas	Máximo días de atraso entre el último cuota y los once cuotas anteriores. Si la operación tiene menos de doce cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_max_U12
Max. Días de atraso en los últimos 24 cuotas	Máximo días de atraso entre el último cuota y los veintitres meses anteriores. Si la operación tiene menos de veinticuatro cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_max_U24
Min. Días de atraso histórico	Mínimo días de atraso en la historia de Bco.Solidario	dias_mora_min
Min. Días de atraso en los últimos 3 cuotas	Mínimo días de atraso entre el último cuota y los dos cuotas anteriores. Si la operación tiene menos de tres cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_min_U3
Min. Días de atraso en los últimos 6 cuotas	Mínimo días de atraso entre el último cuota y los cinco cuotas anteriores. Si la operación tiene menos de seis cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_min_U6
Min. Días de atraso en los últimos 12 cuotas	Mínimo días de atraso entre el último cuota y los once cuotas anteriores. Si la operación tiene menos de doce cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_min_U12
Min. Días de atraso en los últimos 24 cuotas	Mínimo días de atraso entre el último cuota y los veintitres meses anteriores. Si la operación tiene menos de veinticuatro cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_min_U24
Prom. Días de atraso histórico	Promedio días de atraso en la historia de Bco.Solidario	dias_mora_avg
Prom. Días de atraso en los últimos 3 cuotas	Promedio días de atraso entre el último cuota y los dos cuotas anteriores. Si la operación tiene menos de tres cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_avg_U3
Prom. Días de atraso en los últimos 6 cuotas	Promedio días de atraso entre el último cuota y los cinco cuotas anteriores. Si la operación tiene menos de seis cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_avg_U6
Prom. Días de atraso en los últimos 12 cuotas	Promedio días de atraso entre el último cuota y los once cuotas anteriores. Si la operación tiene menos de doce cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_avg_U12
Prom. Días de atraso en los últimos 24 cuotas	Promedio días de atraso entre el último cuota y los veintitres meses anteriores. Si la operación tiene menos de veinticuatro cuotas, considerar solamente estos.	dias_mora_avg_U24
Veces en Tramos		
Cant. Veces con atraso entre 1 y 5 días U6M	Cantidad de veces que la operación estuvo entre 1 y 5 días de atraso en el último mes y los cinco meses anteriores.	num_atra_1_5_U6
Cant. Veces con atraso entre 6 y 30 días U6M	Cantidad de veces que la operación estuvo entre 6 y 30 días de atraso en el último mes y los cinco meses anteriores.	num_atra_6_30_U6
Cant. Veces con atraso entre 31 y 60 días U6M	Cantidad de veces que la operación estuvo entre 31 y 60 días de atraso en el último mes y los cinco meses anteriores.	num_atra_31_60_U6
Cant. Veces con atraso entre 61 y 90 días U6M	Cantidad de veces que la operación estuvo entre 61 y 90 días de atraso en el último cuota y los cinco cuotas anteriores.	num_atra_61_90_U6
Cant. Veces con atraso mayor a 91 días U6M	Cantidad de veces que la operación estuvo con más de 91 días de atraso en el último cuota y los cinco cuotas anteriores.	num_atra_91_U6

Deudas		
Max. Monto adeudado U3M	Máximo monto adeudado por el cliente considerando el último cuota y los dos cuotas anteriores. Si la operación no tiene tres cuotas, considerar solamente a estos.	max_monto_U3
Max. Monto adeudado U6M	Máximo monto adeudado por el cliente considerando el último cuota y los cinco cuotas anteriores. Si la operación no tiene seis cuotas, considerar solamente a estos.	max_monto_U6
Max. Monto adeudado U12M	Máximo monto adeudado por el cliente considerando el último cuota y los once cuotas anteriores. Si la operación no tiene doce cuotas, considerar solamente a estos.	max_monto_U12
Max. Monto adeudado U24M	Máximo monto adeudado por el cliente considerando el último cuota y los veintitres cuotas anteriores. Si la operación no tiene veinticuatro cuotas, considerar solamente a estos.	max_monto_U24
Máximo Monto adeudado	Máximo monto adeudado histórico.	max_monto
Prom. Monto adeudado U3M	Promedio monto adeudado por el cliente considerando el último cuota y los dos cuotas anteriores. Si la operación no tiene tres cuotas, considerar solamente a estos.	avg_monto_U3
Prom. Monto adeudado U6M	Promedio monto adeudado por el cliente considerando el último cuota y los cinco cuotas anteriores. Si la operación no tiene seis cuotas, considerar solamente a estos.	avg_monto_U6
Prom. Monto adeudado U12M	Promedio monto adeudado por el cliente considerando el último cuota y los once cuotas anteriores. Si la operación no tiene doce cuotas, considerar solamente a estos.	avg_monto_U12
Prom. Monto adeudado U24M	Promedio monto adeudado por el cliente considerando el último cuota y los veintitres cuotas anteriores. Si la operación no tiene veinticuatro cuotas, considerar solamente a estos.	avg_monto_U24
Promedio Monto adeudado	Promedio monto adeudado histórico.	avg_monto
Pagos		
Indicador Int Mora U3M	1 si pago int de mora, 0 sino en U3M	int_mora_U3
Indicador Int Mora U6M	1 si pago int de mora, 0 sino en U6M	int_mora_U6
Indicador Int Mora U12M	1 si pago int de mora, 0 sino en U12M	int_mora_U12
Indicador Int Mora U24M	1 si pago int de mora, 0 sino en U24M	int_mora_U24
Indicador Gest Cob U3M	1 si gestion cobro, 0 sino en U3M	int_gestion_U3
Indicador Gest Cob U6M	1 si gestion cobro, 0 sino en U6M	int_gestion_U6
Indicador Gest Cob U12M	1 si gestion cobro, 0 sino en U12M	int_gestion_U12
Indicador Gest Cob U24M	1 si gestion cobro, 0 sino en U24M	int_gestion_U24
Max Monto abonado U3M	Máximo monto abonado considerando el último mes y los dos meses anteriores. Si la operación no tiene tres meses, considerar solamente estos meses.	max_mont_abona_U3
Max Monto abonado U6M	Máximo monto abonado considerando el último mes y los cinco meses anteriores. Si la operación no tiene seis meses, considerar solamente estos meses.	max_mont_abona_U6
Max Monto abonado U12M	Máximo monto abonado considerando el último mes y los once meses anteriores. Si la operación no tiene doce meses, considerar solamente estos meses.	max_mont_abona_U12
Max Monto abonado U24M	Máximo monto abonado considerando el último mes y los veintitres meses anteriores. Si la operación no tiene ceintitres meses, considerar solamente estos meses.	max_mont_abona_U24
Max Monto abonado	Máximo monto abonado histórico.	max_mont_abona
Prom. Monto abonado U3M	Promedio monto abonado considerando el último mes y los dos meses anteriores. Si la operación no tiene tres meses, considerar solamente estos meses.	avg_mont_abona_U3
Prom. Monto abonado U6M	Promedio monto abonado considerando el último mes y los cinco meses anteriores. Si la operación no tiene seis meses, considerar solamente estos meses.	avg_mont_abona_U6
Prom. Monto abonado U12M	Promedio monto abonado considerando el último mes y los once meses anteriores. Si la operación no tiene doce meses, considerar solamente estos meses.	avg_mont_abona_U12
Prom. Monto abonado U24M	Promedio monto abonado considerando el último mes y los veintitres meses anteriores. Si la operación no tiene veinticuatro meses, considerar solamente estos meses.	avg_mont_abona_U24
Promedio del % de Monto abonado / Deuda U3M	Promedio de Monto Abonado / Deuda	ind_avg_mont_abona_deud
Promedio del % de Monto abonado / Deuda U6M	Promedio de Monto Abonado / Deuda, del último mes y los dos anteriores. Si la operación no tuviera tres meses, considerar solo estos.	ind_avg_mont_abona_deud
Promedio del % de Monto abonado / Deuda U12M	Promedio de Monto Abonado / Deuda, del último mes y los cinco anteriores. Si la operación no tuviera seis meses, considerar solo estos.	ind_avg_mont_abona_deud
Promedio del % de Monto abonado / Deuda U24M	Promedio de Monto Abonado / Deuda, del último mes y los once anteriores. Si la operación no tuviera doce meses, considerar solo estos.	ind_avg_mont_abona_deud
Promedio del % de Monto abonado / Deuda	Promedio de Monto Abonado / Deuda, del último mes y los veintritres anteriores. Si la operación no tuviera veinticuatro meses, considerar solo estos.	ind_avg_mont_abona_deud

Variables temporales "desde"		
Variable	Descripción	Campo
Refinanciación y Castigo		
Tiempo desde la última Refinanciación	Tiempo en meses entre la fecha de refinanciación y la fecha del proceso.	tiempo_ult_refinanciacion
Tiempo desde el último Castigo	Tiempo en meses entre la fecha de Castigo y la fecha del proceso.	tiempo_ult_castigo
Pagos		
Tiempo desde que efectuó todos sus pagos Bien	Tiempo en meses entre la fecha de proceso y la fecha del último estado de operación en el que haya pagado una cuota vencida con hasta 30 días de atraso.	tiempo_ultimo_pago_bien
Tiempo desde que efectuó todos sus pagos Mal	Tiempo en meses entre la fecha de proceso y la fecha del último estado de operación en el que haya pagado una cuota vencida con mas 31 días de atraso.	tiempo_ultimo_pago_mal
Tiempo desde el último pago	Tiempo en meses entre la fecha de proceso y la fecha del último pago realizado	tiempo_ultimo_pago
Renovación		
Tiempo desde la ultima renovación realizada	Tiempo en meses entre la fecha proceso y la ultima renovación realizada.	val_dias_inactivo_atras

Variables Prestamo activo y cancelado		
Variable	Descripción	Campo
Peor estado	Para todos los Clientes indicar el peor estado, entre vencido, castigado, vendido, vigente	Peor estado
Mejor estado	Para todos los Clientes indicar el mejor estado, entre vencido, castigado, vendido, vigente	Mejor estado
Cant. Prestamos	Cantidad de Prestamos Activos y Cancelados	Cant. Prestamos
Cant. Prestamos Cancelados	Cantidad de Prestamos Cancelados	Cant. Prestamos
Cant. Cuotas Máximas	No de cuotas máximo concedido al cliente	Cant. Cuotas Máximas
Cant. Cuotas Mínimas	No de cuotas mínimo concedido al cliente	Cant. Cuotas Mínimas
Cuotas Promedio	No de cuotas promedio concedido al cliente	Cuotas Promedio
Monto Máximo de Cuotas	Valor máximo de valor cuota	Monto Máximo de Cuotas
Monto Mínimo de Cuotas	Valor mínimo de valor cuota	Monto Mínimo de Cuotas
Monto Promedio de Cuotas	Valor promedio de valor cuota	Monto Promedio de Cuotas
Monto Máximo	Valor máximo de monto	Monto Máximo
Monto Mínimo	Valor mínimo de monto	Monto Mínimo
Monto Promedio	Valor promedio de monto	Monto Promedio
Monto Total de prestamos	Monto Total de prestamos Cancelados	Monto Total de prestamos

Variables Financieras Microempresa		
Variable	Descripción	Campo
Datos de la unidad familiar		
crmic_id	Código de microcrédito	crmic_id
crmic_fecha	fecha microcrédito	crmic_fecha
crmic_estado	Estado del microcrédito	crmic_estado
crmic_cliente	Identificación del cliente que accedió al microcrédito	crmic_cliente
crmic_usu_cre	usuario del credito	crmic_usu_cre
crmic_fecha_cre	fecha de creación del credito	crmic_fecha_cre
crmic_usu_cam	usuario de cambio	crmic_usu_cam
crmic_fecha_cam	fecha de cambio	crmic_fecha_cam
crmic_uf_ing_conyuge	Ingreso familiar (conyuge)	crmic_uf_ing_conyuge
crmic_uf_ing_arriendo	Ingreso familiar (arriendos)	crmic_uf_ing_arriendo
crmic_uf_ing_hijos	Ingreso familiar (hijos)	crmic_uf_ing_hijos
crmic_uf_ing_pensiones	Ingreso familiar (pensiones)	crmic_uf_ing_pensiones
crmic_uf_ing_otros	Ingreso familiar (otros)	crmic_uf_ing_otros
crmic_uf_ing_total	Total de ingresos familiares	crmic_uf_ing_total
crmic_uf_egr_arriendo	Egresos familiar (arriendo)	crmic_uf_egr_arriendo
crmic_uf_egr_alimentacion	Egresos familiar (alimentación)	crmic_uf_egr_alimentacion
crmic_uf_egr_educacion	Egresos familiar (educación)	crmic_uf_egr_educacion
crmic_uf_egr_transporte	Egresos familiar (transporte)	crmic_uf_egr_transporte
crmic_uf_egr_servicios	Egresos familiar (servicios)	crmic_uf_egr_servicios
crmic_uf_egr_salud	Egresos familiar (salud)	crmic_uf_egr_salud
crmic_uf_egr_otros_deudas	Egresos familiar (otras deudas)	crmic_uf_egr_otros_deudas
crmic_uf_egr_imprevistos	Egresos familiar (imprevistos)	crmic_uf_egr_imprevistos
crmic_uf_egr_total	Total egresos familiares	crmic_uf_egr_total
crmic_uf_no_dependientes	Número de cargas familiares	crmic_uf_no_dependientes
crmic_uf_analisis_ing_egr	Análisis de los ingresos y egresos fuera del negocio	crmic_uf_analisis_ing_egr
Información financiera del negocio		
crmic_disp_efectivo	Disponible de efectivo (negocio)	crmic_disp_efectivo
crmic_disp_ahorros	Disponible de ahorros (negocio)	crmic_disp_ahorros
crmic_disp_ctacte	Disponible de cuentas corrientes (negocio)	crmic_disp_ctacte
crmic_disp_otros	Disponible de otros (negocio)	crmic_disp_otros
crmic_disp_total	Total Disponible (negocio)	crmic_disp_total
crmic_cxc_saldo	Saldo inicial de Cuentas por cobrar	crmic_cxc_saldo
crmic_cxc_mes	Cuentas por cobrar del mes	crmic_cxc_mes
crmic_cxc_incobrable	Cuentas por cobrar incobrables	crmic_cxc_incobrable
crmic_cxc_total	Total de Cuentas por cobrar (dólares)	crmic_cxc_total
crmic_cxc_num	Total de Cuentas por cobrar (número)	crmic_cxc_num
crmic_cxp_proveedores	Cuentas por pagar (proveedores)	crmic_cxp_proveedores
crmic_cxp_bancos	Cuentas por pagar (bancos)	crmic_cxp_bancos
crmic_cxp_otros	Cuentas por pagar (otros)	crmic_cxp_otros
crmic_cxp_num	Total de Cuentas por pagar (número)	crmic_cxp_num
crmic_cxp_total	Total de Cuentas por pagar (dólares)	crmic_cxp_total

Análisis de ventas		
crmic_frecuencia_ventas	Comportamiento de ventas por frecuencia	crmic_frecuencia_ventas
crmic_ventas_lunes	Ventas en día lunes	crmic_ventas_lunes
crmic_ventas_martes	Ventas en día martes	crmic_ventas_martes
crmic_ventas_miercoles	Ventas en día miércoles	crmic_ventas_miercoles
crmic_ventas_jueves	Ventas en día jueves	crmic_ventas_jueves
crmic_ventas_viernes	Ventas en día viernes	crmic_ventas_viernes
crmic_ventas_sabado	Ventas en día sábado	crmic_ventas_sabado
crmic_ventas_domingo	Ventas en día domingo	crmic_ventas_domingo
crmic_ventas_sem1	Ventas en Primera Semana	crmic_ventas_sem1
crmic_ventas_sem2	Ventas en Segunda Semana	crmic_ventas_sem2
crmic_ventas_sem3	Ventas en Tercera Semana	crmic_ventas_sem3
crmic_ventas_sem4	Ventas en Cuarta Semana	crmic_ventas_sem4
crmic_ventas_quin1	Ventas en Primera Qunicena	crmic_ventas_quin1
crmic_ventas_quin2	Ventas en Segunda Qunicena	crmic_ventas_quin2
crmic_ventas_mes	Ventas totales en el mes	crmic_ventas_mes
crmic_ventas_3meses	Ventas totales en el mes (hace tres meses)	crmic_ventas_3meses
crmic_ventas_2meses	Ventas totales en el mes (hace dos meses)	crmic_ventas_2meses
crmic_ventas_1mes	Ventas totales en el mes (hace un mes)	crmic_ventas_1mes
crmic_ventas_vmcontado	Ventas mensuales de contado	crmic_ventas_vmcontado
crmic_ventas_vmcredito	Recuperación mensual cuentas por cobrar	crmic_ventas_vmcredito
crmic_ventas_rentabilidad	Ventas mensuales para flujo	crmic_ventas_rentabilidad
crmic_concentracion_ventas	Concentración de clientes (80%)	crmic_concentracion_ventas
Análisis de compras		
crmic_compras_lunes	Compras en día lunes	crmic_compras_lunes
crmic_compras_martes	Compras en día martes	crmic_compras_martes
crmic_compras_miercoles	Compras en día miércoles	crmic_compras_miercoles
crmic_compras_jueves	Compras en día jueves	crmic_compras_jueves
crmic_compras_viernes	Compras en día viernes	crmic_compras_viernes
crmic_compras_sabado	Compras en día sábado	crmic_compras_sabado
crmic_compras_domingo	Compras en día domingo	crmic_compras_domingo
crmic_compras_sem1	Compras en Primera Semana	crmic_compras_sem1
crmic_compras_sem2	Compras en Segunda Semana	crmic_compras_sem2
crmic_compras_sem3	Compras en Tercera Semana	crmic_compras_sem3
crmic_compras_sem4	Compras en Cuarta Semana	crmic_compras_sem4
crmic_compras_quin1	Compras en Primera Qunicena	crmic_compras_quin1
crmic_compras_quin2	Compras en Segunda Qunicena	crmic_compras_quin2
crmic_compras_mes	Compras totales en el mes	crmic_compras_mes
crmic_concentra_proveedores	Concentración de proveedores (80%)	crmic_concentra_proveedores
crmic_compras_margen	margen de compras	crmic_compras_margen
Gastos generales del negocio		
crmic_gastos_alquiler	Gastos generales del negocio (alquiler)	crmic_gastos_alquiler
crmic_gastos_servicios	Gastos generales del negocio (servicios públicos)	crmic_gastos_servicios
crmic_gastos_transporte	Gastos generales del negocio (transportes)	crmic_gastos_transporte
crmic_gastos_deudas	Gastos generales del negocio (deudas)	crmic_gastos_deudas
crmic_gastos_impuestos	Gastos generales del negocio (impuestos)	crmic_gastos_impuestos
crmic_gastos_de_personal	Gastos generales del negocio (gastos de personal)	crmic_gastos_de_personal
crmic_gastos_otros	Gastos generales del negocio (otros)	crmic_gastos_otros
crmic_gastos_total	Total Gastos generales del negocio	crmic_gastos_total

ficha de calificación del cliente		
crmico_grado_competencia	Grado de competencia directa	crmico_grado_competencia
crmico_situacion_estrategica	Situación estratégica del negocio	crmico_situacion_estrategica
crmico_estabilidad_crecimiento	Estabilidad de ventas y crecimiento	crmico_estabilidad_crecimiento
crmico_reputacion_cliente	Reputación del cliente en el lugar del negocio o domicilio	crmico_reputacion_cliente
crmico_factores_exito	Grado de conocimiento sobre el negocio	crmico_factores_exito
crmico_habilidades_financieras	Habilidades financieras del dueño del negocio	crmico_habilidades_financieras
crmico_orden_calidad	Aseo y organización del negocio	crmico_orden_calidad
crmico_actividad_economica	Actividad económica del negocio	crmico_actividad_economica
Balance General		
crmico_caja_bancos	Valor de Caja, bancos	crmico_caja_bancos
crmico_cxc	Valor de Cuentas por cobrar	crmico_cxc
crmico_inventario	Valor en Inventarios	crmico_inventario
crmico_activosfijos	Valor en activos fijos	crmico_activosfijos
crmico_totalactivos	Valor total en activos	crmico_totalactivos
crmico_cxp	Valor en cuentas por pagar	crmico_cxp
crmico_patrimonio_negocio	Valor total del patrimonio (negocio)	crmico_patrimonio_negocio
crmico_patrimonio_cliente	Valor total del patrimonio (cliente)	crmico_patrimonio_cliente
Flujo de caja		
crmico_ventas	Valor de ventas (microempresa)	crmico_ventas
crmico_compras	Valor de compras (microempresa)	crmico_compras
crmico_gastosgen	Gastos generales de la microempresa	crmico_gastosgen
crmico_ingresosliquidos	Ingresos líquidos de la microempresa	crmico_ingresosliquidos
crmico_ingresosfamiliares	Otros ingresos familiares	crmico_ingresosfamiliares
crmico_gastosfamiliares	Gastos familiares	crmico_gastosfamiliares
crmico_liquidodisponible	Líquido disponible	crmico_liquidodisponible
Indicadores financieros		
crmico_capitaltrabajo	Capital de trabajo	crmico_capitaltrabajo
crmico_rotacioncapitaltrabajo	Rotación del capital de trabajo	crmico_rotacioncapitaltrabajo
crmico_rotacioninventario	Rotación del inventario	crmico_rotacioninventario
crmico_rotacioncxc	Rotación de cuentas por cobrar	crmico_rotacioncxc
crmico_margenbrutoventas	Margen bruto / ventas	crmico_margenbrutoventas
crmico_margenbrutocompras	Margen bruto / compras	crmico_margenbrutocompras
crmico_dependencia_negocio	Dependencia del negocio	crmico_dependencia_negocio
crmico_cuota_propuesta_excedente	Cuota propuesta sobre excedente	crmico_cuota_propuesta_excedente
crmico_dependencia_negocio_otros_ingresos	Dependencia del negocio de otros ingresos	crmico_dependencia_negocio_otros_ingresos
crmico_endeudamiento_credito	Endeudamiento con crédito	crmico_endeudamiento_credito
crmico_valor_activos_fijos_negocio	Valor en activos fijos (negocio)	crmico_valor_activos_fijos_negocio
Ubicación y Descripción de microempresa		
NOMBRE_PROV	Provincia de ubicación de microempresa	NOMBRE_PROV
NOMBRE_CANTON	Cantón de ubicación de microempresa	NOMBRE_CANTON
DESCRIPCION	Actividad económica de la microempresa	DESCRIPCION
AGRUPACION	Agrupación general de la actividad de la microempresa	AGRUPACION
CLASIFICACION	Clasificación	CLASIFICACION

Variables BURÓ		
Variable	Descripción	Campo
peor_calificacion_3_m	Peor calificación en los últimos tres meses	peor_calificacion_3_m
peor_calificacion_6_m	Peor calificación en los últimos seis meses	peor_calificacion_6_m
peor_calificacion_t1	Peor calificación en el último mes	peor_calificacion_t1
rango_vencido_t1	rango vencido	rango_vencido_t1
saldo_demanda_judicial_t1	Saldo que se encuentra en demanda judicial	saldo_demanda_judicial_t1
saldo_cartera_cartigada_t1	Saldo que se encuentra en cartera castigada	saldo_cartera_cartigada_t1
saldo_vencido_t1	Saldo vencido en el último mes	saldo_vencido_t1
saldo_t1	saldo total en el último mes	saldo_t1
saldo_x_vencer_y_ctgnte_t1	Saldo por vencer y contaminado en el último mes	saldo_x_vencer_y_ctgnte_t1
saldo_cartera_no_devenga_int_t1	Saldo en cartera no devengada en el último mes	saldo_cartera_no_devenga_int_t1
numero_operaciones_t1	número de operaciones en el últimos mes	numero_operaciones_t1
num_entidad_reportante_t1	entidad que reporta	num_entidad_reportante_t1
num_ope_consumo_t1	número de operaciones de consumo en el últimos mes	num_ope_consumo_t1
num_ope_micro_t1	número de operaciones de microcrédito en el últimos mes	num_ope_micro_t1
num_ope_vivienda_t1	número de operaciones de vivienda en el últimos mes	num_ope_vivienda_t1
num_ope_comercial_t1	número de operaciones de comercial en el últimos mes	num_ope_comercial_t1
num_ope_olla_t1	número de operaciones de olla de oro en el últimos mes	num_ope_olla_t1
peor_cal_consumo_t1	peor calificación de consumo en el último mes	peor_cal_consumo_t1
peor_cal_micro_t1	peor calificación de microcrédito en el último mes	peor_cal_micro_t1
peor_cal_vivienda_t1	peor calificación de vivienda en el último mes	peor_cal_vivienda_t1
peor_cal_comercial_t1	peor calificación de comercial en el último mes	peor_cal_comercial_t1
peor_cal_olla_t1	peor calificación de olla de oro en el último mes	peor_cal_olla_t1
saldo_consumo_t1	saldo total de consumo en el último mes	saldo_consumo_t1
saldo_micro_t1	saldo total de microcrédito en el último mes	saldo_micro_t1
saldo_vivienda_t1	saldo total de vivienda en el último mes	saldo_vivienda_t1
saldo_comercial_t1	saldo total de comercial en el último mes	saldo_comercial_t1
saldo_olla_t1	saldo total de olla de oro en el último mes	saldo_olla_t1
indicador_anula_tarjeta_t1	indicador de anualación de tarjetas en el último mes	indicador_anula_tarjeta_t1
peor_calificacion_t3	Peor calificación en los últimos tres meses	peor_calificacion_t3
rango_vencido_t3	rango vencido en los últimos tres meses	rango_vencido_t3
saldo_demanda_judicial_t3	Saldo que se encuentra en demanda judicial en los últimos tres meses	saldo_demanda_judicial_t3
saldo_cartera_cartigada_t3	Saldo que se encuentra en cartera castigada en los últimos tres meses	saldo_cartera_cartigada_t3
saldo_vencido_t3	Saldo vencido en los últimos tres meses	saldo_vencido_t3
saldo_t3	saldo total en los últimos tres meses	saldo_t3
saldo_x_vencer_y_ctgnte_t3	Saldo por vencer y contaminado en los últimos tres meses	saldo_x_vencer_y_ctgnte_t3
saldo_cartera_no_devenga_int_t3	Saldo en cartera no devengada en los últimos tres meses	saldo_cartera_no_devenga_int_t3
numero_operaciones_t3	número de operaciones en el últimos mes	numero_operaciones_t3
num_entidad_reportante_t3	entidad que reporta	num_entidad_reportante_t3
num_ope_consumo_t3	número de operaciones de consumo en los últimos tres meses	num_ope_consumo_t3

num_ope_micro_t3	número de operaciones de microcrédito en los últimos tres meses	num_ope_micro_t3
num_ope_vivienda_t3	número de operaciones de vivienda en los últimos tres meses	num_ope_vivienda_t3
num_ope_comercial_t3	número de operaciones de comercial en los últimos tres meses	num_ope_comercial_t3
num_ope_olla_t3	número de operaciones de olla de oro en los últimos tres meses	num_ope_olla_t3
peor_cal_consumo_t3	peor calificación de consumo en los últimos tres meses	peor_cal_consumo_t3
peor_cal_micro_t3	peor calificación de microcrédito en los últimos tres meses	peor_cal_micro_t3
peor_cal_vivienda_t3	peor calificación de vivienda en los últimos tres meses	peor_cal_vivienda_t3
peor_cal_comercial_t3	peor calificación de comercial en los últimos tres meses	peor_cal_comercial_t3
peor_cal_olla_t3	peor calificación de olla de oro en los últimos tres meses	peor_cal_olla_t3
saldo_consumo_t3	saldo total de consumo en los últimos tres meses	saldo_consumo_t3
saldo_micro_t3	saldo total de microcrédito en los últimos tres meses	saldo_micro_t3
saldo_vivienda_t3	saldo total de vivienda en los últimos tres meses	saldo_vivienda_t3
saldo_comercial_t3	saldo total de comercial en los últimos tres meses	saldo_comercial_t3
saldo_olla_t3	saldo total de olla de oro en los últimos tres meses	saldo_olla_t3
indicador_anula_tarjeta_t3	indicador de anualación de tarjetas en los últimos tres meses	indicador_anula_tarjeta_t3
peor_calificacion_t6	Peor calificación en los últimos seis meses	peor_calificacion_t6
rango_vencido_t6	rango vencido en los últimos seis meses	rango_vencido_t6
saldo_demanda_judicial_t6	Saldo que se encuentra en demanda judicial en los últimos seis meses	saldo_demanda_judicial_t6
saldo_cartera_cartigada_t6	Saldo que se encuentra en cartera castigada en los últimos seis meses	saldo_cartera_cartigada_t6
saldo_vencido_t6	Saldo vencido en los últimos seis meses	saldo_vencido_t6
saldo_t6	saldo total en los últimos seis meses	saldo_t6
saldo_x_vencer_y_ctgnte_t6	Saldo por vencer y contaminado en los últimos seis meses	saldo_x_vencer_y_ctgnte_t6
saldo_cartera_no_devenga_int_t6	Saldo en cartera no devengada en los últimos seis meses	saldo_cartera_no_devenga_int_t6
numero_operaciones_t6	número de operaciones en los últimos seis meses	numero_operaciones_t6
num_entidad_reportante_t6	entidad que reporta	num_entidad_reportante_t6
num_ope_consumo_t6	número de operaciones de consumo en los últimos seis meses	num_ope_consumo_t6
num_ope_micro_t6	número de operaciones de microcrédito en los últimos seis meses	num_ope_micro_t6
num_ope_vivienda_t6	número de operaciones de vivienda en los últimos seis meses	num_ope_vivienda_t6
num_ope_comercial_t6	número de operaciones de comercial en los últimos seis meses	num_ope_comercial_t6
num_ope_olla_t6	número de operaciones de olla de oro en los últimos seis meses	num_ope_olla_t6
peor_cal_consumo_t6	peor calificación de consumo en los últimos seis meses	peor_cal_consumo_t6
peor_cal_micro_t6	peor calificación de microcrédito en los últimos seis meses	peor_cal_micro_t6
peor_cal_vivienda_t6	peor calificación de vivienda en los últimos seis meses	peor_cal_vivienda_t6
peor_cal_comercial_t6	peor calificación de comercial en los últimos seis meses	peor_cal_comercial_t6
peor_cal_olla_t6	peor calificación de olla de oro en los últimos seis meses	peor_cal_olla_t6
saldo_consumo_t6	saldo total de consumo en los últimos seis meses	saldo_consumo_t6
saldo_micro_t6	saldo total de microcrédito en los últimos seis meses	saldo_micro_t6
saldo_vivienda_t6	saldo total de vivienda en los últimos seis meses	saldo_vivienda_t6
saldo_comercial_t6	saldo total de comercial en los últimos seis meses	saldo_comercial_t6
saldo_olla_t6	saldo total de olla de oro en los últimos seis meses	saldo_olla_t6
indicador_anula_tarjeta_t6	indicador de anualación de tarjetas en los últimos seis meses	indicador_anula_tarjeta_t6
Ind_anula_tc_agr	indicador de anulación de tarjetas	Ind_anula_tc_agr
trans_t6at3	transición de calificación de t6 a t3	trans_t6at3
trans_t3at1	transición de calificación de t3 a t1	trans_t3at1
trasn_total	transición de calificación total	trasn_total
%_deuda_micro	porcentaje de deuda en microcrédito	%_deuda_micro

Liquidez	Liquidez del cliente	Liquidez
leverage	deudas a liquidez	leverage
Cuota_estimada	cuota estimada del crédito	Cuota_estimada
CSF/Liq	cuota estimada del crédito a liquidez	CSF/Liq
trans_saldo_t3at1	transición del saldo de t3 a t1	trans_saldo_t3at1
trans_saldo_t6at3	transición del saldo de t6 a t3	trans_saldo_t6at3
trasn_ressaldo	transición del saldo total	trasn_ressaldo
ind_sv_en_t1	indicador de saldo vigente en t1	ind_sv_en_t1
sv_a_liquidez	saldo vigente a liquidez	sv_a_liquidez
indicio_malo	indicador de mala experiencia en el sistema financiero	indicio_malo
CSF_a_Ing Fam	indicador de ingresos familiares	CSF_a_Ing Fam
tiempo_experiencia	tiempo de experiencia en el sistema financiero años	tiempo_experiencia
tiempo_exp_meses	tiempo de experiencia en el sistema financiero meses	tiempo_exp_meses
año_inicio_local	año de inicio de actividad económica	año_inicio_local
local_propio	indicador de poseer local propio	local_propio
num_trabajadores	número de trabajadores en la microempresa	num_trabajadores
tenencia_computador	indicador de poseer computador en la microempresa	tenencia_computador

