

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA**

**LA MOLINA**

**FACULTAD DE ECONOMIA Y PLANIFICACION**



**“EL RIESGO CREDITICIO HIPOTECARIO EN LAS CAJAS  
MUNICIPALES DE AHORRO Y CREDITO APLICANDO CREDIT  
SCORING Y VAR”**

**PRESENTADO POR:  
CHRISTIAN CESAR MATOS FALVY**

**TESIS PARA OPTAR EL TITULO DE  
ECONOMISTA**

**LIMA – PERÚ**

**2017**

## **Dedicatoria**

Dedico esta tesis en primera instancia a mi gran amigo y guía, a Dios, padre bueno y arquitecto del universo entero, agradeciendo infinitamente los dones brindados. Seguidamente dedico este logro a mis padres Julio Matos Egües y a Cinthya Falvy de Matos quienes a lo largo de toda mi vida han apoyado y motivado mi formación académica, su dedicación, amor, deseo de superación y compañía han hecho de ellos un gran ejemplo a seguir, estoy seguro que sin ellos no hubiera podido lograr lo que tengo hasta ahora.

A mi hermana Dayhana Matos Falvy, que con su ejemplo y compañía ha hecho de mi vida un camino lleno de retos y alegría.

A mi estimado profesor Mg. Sc., Econ. Juan Felipe Magallanes Díaz que, a lo largo de este proceso de realización de tesis, no solo ha sido mi asesor, sino un gran amigo y compañero.

A mi enamorada Allison Benites, que siempre ha creído en mí y motivado en momentos de flaqueza, a todos los miembros de mi familia que con su cariño y motivación me han ayudado de alguna manera.

A todos ellos, este logro es para ustedes, muchas gracias.

Muy atentamente  
Christian Cesar Matos Falvy

# INDICE

<b>I. INTRODUCCION .....</b>	<b>1</b>
1.1. Justificación .....	1
1.2. Objetivos.....	3
<b>II. REVISION DE LITERATURA.....</b>	<b>4</b>
2.1. Fundamentos teóricos y econométricos.....	6
2.1.1. Definición de <i>Credit Scoring</i> .....	6
2.1.2. Definición del Modelo <i>Value at Risk</i> (VaR) .....	16
2.2. Antecedentes históricos .....	19
2.2.1. Modelos de <i>Credit Scoring</i> en Instituciones Microfinancieras .....	19
2.2.2. Modelo VaR Aplicado al Cálculo de la Pérdida Esperada.....	24
<b>III. METODOLOGÍA Y PROCEDIMIENTO .....</b>	<b>26</b>
3.1. Métodos y tratamiento de la información.....	27
3.1.1. Hipótesis .....	27
3.2. Metodología.....	28
3.2.1. Instrumentos de recolección de los datos .....	28
3.2.2. Población .....	28
3.2.3. Tipo de investigación .....	29
3.3. Especificación de las variables .....	30
3.3.1. Ecuación .....	30
3.3.2. Definición de Variables .....	33
3.4. Metodología aplicada.....	36
<b>IV. RESULTADOS Y DISCUSION .....</b>	<b>37</b>
4.1. Resultados.....	37
4.1.1. Procesamiento a priori de la data.....	37
4.1.2. Aplicación de Regresiones Logísticas.....	38
4.1.3. Determinación del máximo punto de corte ( <i>Cut off</i> ) a través de la determinación de la máxima determinación de la correcta clasificación, usando la curva ROC.....	43
4.1.4. Análisis del Poder Discriminatorio del modelo.....	45
4.1.5. Validación del modelo usando el cuadro de discriminación .....	47
4.1.6. Cálculo de las Pérdidas Esperadas.....	48

4.2. Discusión de resultados .....	52
<b>V. CONCLUSIONES.....</b>	<b>55</b>
<b>VI. RECOMENDACIONES.....</b>	<b>56</b>
<b>VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>58</b>
<b>VIII. ANEXOS.....</b>	<b>64</b>

## INDICE DE TABLAS

TABLA 1: CUADRO DE DISCRIMINACIÓN ORIGINAL.....	11
TABLA 2: CUADRO DE DISCRIMINACIÓN APLICADA A LA MOROSIDAD.....	11
TABLA 3: REGLA DEL PODER DE DISCRIMINACIÓN DE HOSMER.....	14
TABLA 4: DESCRIPCIÓN DE VARIABLES.....	31
TABLA 5: COMPARACIÓN EDAD PROMEDIO.....	38
TABLA 6: PRIMERA REGRESIÓN LOGÍSTICA.....	39
TABLA 7: SEGUNDA REGRESIÓN LOGÍSTICA.....	40
TABLA 8: EFECTOS MARGINALES.....	41
TABLA 9: DETERMINACIÓN DE MÁXIMO NIVEL DE CORRECTA CLASIFICACIÓN QUE DETERMINA EL MEJOR CUT OFF.....	44
TABLA 10: ELECCIÓN DEL MEJOR CUT OFF.....	44
TABLA 11: RESULTADO DEL PODER DISCRIMINATORIO.....	45
TABLA 12: COMPARACIÓN DE RESULTADOS @RISK.....	51

## INDICE DE FIGURAS

FIGURA 1: INCREMENTO DE LA MOROSIDAD EN EL CRÉDITO HIPOTECARIO EN EL SISTEMA FINANCIERO PERUANO .....	2
FIGURA 2: CURVA ROC.....	12
FIGURA 3: TIPOS DE CURVAS ROC.....	13
FIGURA 4: CURVA DE LORENZ – COEFICIENTE DE GINI .....	15
FIGURA 5: PROPORCIÓN DE MOROSOS Y NO MOROSOS DE LA POBLACIÓN.....	29
FIGURA 6: CURVA ROC:.....	45
FIGURA 7: HISTOGRAMA DE PERIDAS CON LAS 8119 OBSERVACIONES .....	49
FIGURA 8: HISTOGRAMA DE PÉRDIDAS CON LAS 7384 OBSERVACIONES .....	50

## INDICE DE ANEXOS

ANEXO 1: TABLA DE CRECIMIENTO DE LA MOROSIDAD DE LA CARTERA HIPOTECARIA DEL SISTEMA FINANCIERO PERUANO .....	64
ANEXO 2: GRÁFICO DE CAJA DE LOS INGRESOS DEPENDIENTES .....	65
ANEXO 3: TABLA DE SIMULACIÓN DE RESULTADOS BAJO CIENTO DIFERENTES DESDE 0% HASTA 100% .....	66
ANEXO 4: GRÁFICO DE TENDENCIAS.....	69
ANEXO 5: TABLA DE PROBABILIDADES DE OCURRENCIA DE LA MOROSIDAD EN EL CRÉDITO HIPOTECARIO FINANCIADO POR LAS CAJAS MUNICIPALES DE AHORRO Y CRÉDITO .....	70
ANEXO 6 : CÁLCULO DEL VALOR DE PÉRDIDA DEL PORTAFOLIO DE PRÉSTAMOS USANDO VAR, PARA EL TOTAL DE LOS 8119 BENEFICIARIOS .....	73
ANEXO 7: CÁLCULO DEL VALOR DE PÉRDIDA DEL PORTAFOLIO DE PRÉSTAMOS USANDO VAR, PARA LOS 7404 BENEFICIARIOS APROBADOS DESPUÉS DE LA DISCRIMINACIÓN.....	75

## **RESUMEN**

Esta investigación tiene como objetivo principal demostrar que el valor de la pérdida esperada de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito se reduce como resultado de una menor tasa de morosidad y mejora en la calidad crediticia, todo ello gracias al establecimiento de un punto de corte o *cut off* que optimiza la aceptación y rechazo de prestatarios, determinado por la curva ROC y regresiones logísticas, el mismo que permitirá reducir la pérdida esperada medida por el *Value at Risk*. Estudiado para la población de prestatarios que han financiado su préstamo hipotecario en las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en el año 2016.

**PALABRAS CLAVE:** Prestatario, calidad crediticia, punto de corte, curva ROC, regresión logística, pérdida esperada, microfinancieras, regresión logística.



## **ABSTRACT**

The main purpose of this research is to demonstrate that the value of the expected shortfall of the Cajas Municipales is been reduced as a result of a lower morosity rate and improvement in credit quality. To achieve that it has been defined a cut-off point that optimizes the acceptance and rejection of borrowers, determined by the ROC curve and logistic regressions, which will be reduced the expected shortfall measured by Value at Risk. This research is based on the population of borrowers who have financed their mortgage loan in the Cajas Municipales in 2016.

**KEY WORDS:** Borrower, credit quality, cut-off point, ROC curve, logistic regression, expected loss, microfinance, logistic regression.

## SUMÁRIO

Esta pesquisa tem como principal objetivo mostrar que o valor da perda esperada das Caixas Municipais de crédito é reduzido como resultado de taxas de inadimplência mais e melhor qualidade de crédito, tudo graças ao estabelecimento de um ponto de corte ou cortada que otimiza a aceitação e de rejeição de tomadores, determinada pela curva ROC e regressão logística, o mesmo que irá reduzir a perda esperada medida pelo Valor em Risco. Estudadas para a população de mutuários que financiaram seu empréstimo hipotecário na Caixa Municipal de Empréstimo em 2016.

**PALAVRAS-CHAVE:** Qualidade tomador de crédito, ponto de corte, curva ROC, regressão logística, perda esperada, microfinanças, regressão logística.

# I. INTRODUCCION

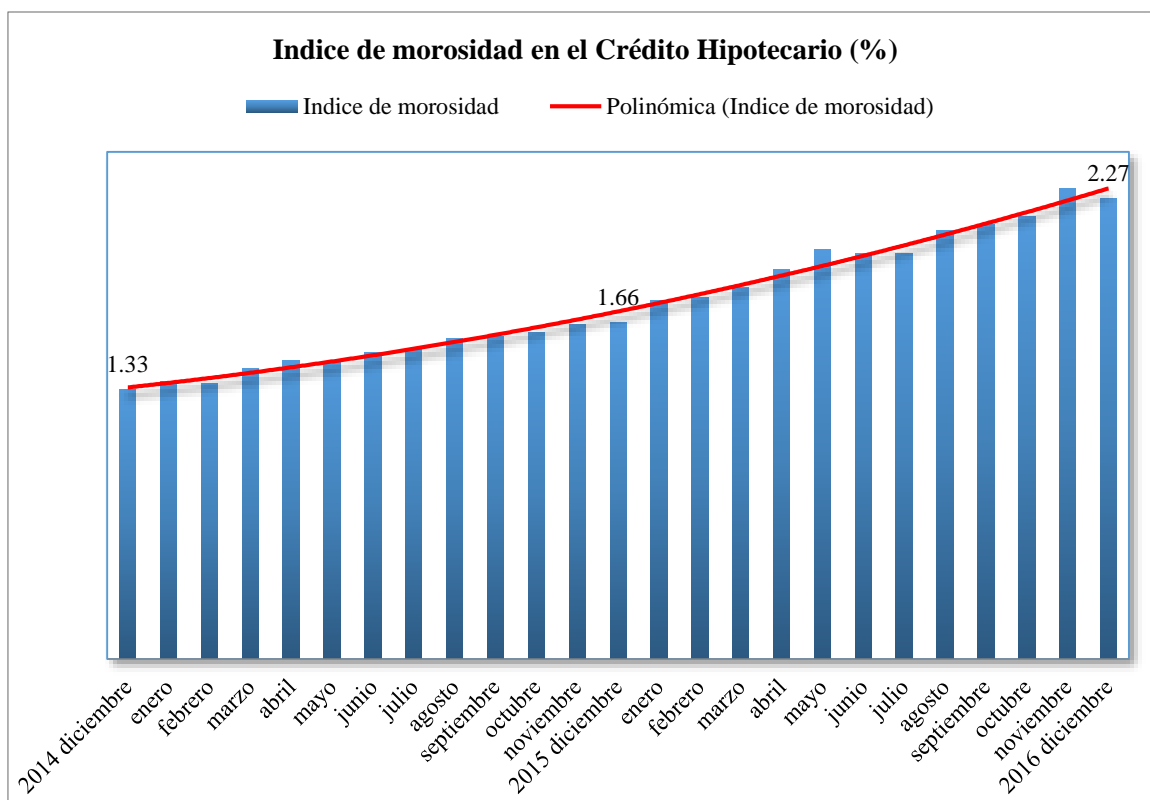
## 1.1. Justificación

El crecimiento económico de nuestro país ha logrado la presencia de un gran número de entidades de apoyo financiero, originando un mayor acceso al crédito. Las políticas de otorgamiento de crédito de dichas entidades lejos de haber mejorado, se han vuelto mas flexibles, ello con la finalidad de aumentar la captación de prestamos, esta captación ha originando que las personas se sobreendeuden, haciendo que el problema de cartera vencida aumente de forma constante.

Según el Informe Sectorial Perú: Sector Financiero 2014 de *Pacific Credit Rating*, durante la última década, el sector microfinanciero creció a tasas promedio de 33% anual desde el año 2010.

Dicha oferta financiera ha brindado mayores plazos de financiamiento, altos indices de otorgamiento de tarjetas de crédito, incremento del monto de los préstamos, refinanciamiento elevando el capital involucrado, todo ello sin considerar la capacidad de endeudamiento de los prestatarios.

Esto se ve reflejado en el alza leve pero constante de la tasa de morosidad del sistema financiero en el crédito hipotecario, la morosidad en el crédito hipotecario se situó en 1.33% en diciembre de 2014, en 1.66% en diciembre de 2015 y en 2.27% en diciembre de 2016, reportó el fondo MiVivienda a través de su boletín estadístico de Enero 2017, revisar el Anexo N°01 para visualizar el crecimiento de la morosidad en el crédito hipotecario en términos porcentuales.



**Figura 1: Incremento de la Morosidad en el Crédito Hipotecario en el sistema Financiero Peruano**

FUENTE: Elaboración Propia, Boletín Estadístico Fondo MiVivienda enero 2017

Aguilar et. al (2006), sostiene “que la morosidad es contra cíclica, es decir que la calidad de la cartera de colocaciones bancarias se relaciona negativamente con el ciclo de la actividad económica”. Teniendo en cuenta lo antes dicho se puede extrapolar que para el Perú sucede lo mismo, además se debe tomar en cuenta la coyuntura económica que se está viviendo, es claro que existe un peligro latente si se deja que este problema persista.

Es por ello que es menester tener en cuenta la necesidad de ejecutar políticas crediticias más eficientes que atenúen esta tendencia. En la presente investigación se plantea una herramienta de estimación de la probabilidad de caer en morosidad de los prestatarios<sup>1</sup> de crédito hipotecario, además se calcula un punto de corte, mediante el cual se discriminará el acceso al crédito, para finalmente determinar mediante el cálculo de la pérdida esperada de

<sup>1</sup> Prestatario: Se denotará a aquella persona que tenga un crédito hipotecario vigente financiado a través de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.

las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito la reducción de la misma como una alternativa de solución.

## **1.2. Objetivos**

Esta investigación tiene los objetivos siguientes:

### **Objetivo General**

Demostrar que una mejor calificación crediticia reduce el valor de la pérdida esperada en los préstamos hipotecarios financiados por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.

### **Objetivos Específicos**

1. Identificar y analizar los factores que determinan la calidad crediticia<sup>2</sup> de los prestatarios de crédito hipotecario en las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.
2. Estimar el *scoring* de los prestatarios para crear un punto de aprobación o rechazo de la solicitud de crédito.
3. Estimar y comparar los valores de las pérdidas esperadas mediante el *Value at Risk* antes y después de la discriminación.

Todo ello usando información de orden económico y social vinculado a los prestatarios de créditos hipotecarios obtenidos en las páginas de la SBS, RENIEC, SUNAT, SUNARP e INEI.

---

<sup>2</sup> Calidad crediticia: Para fines de esta investigación se considerará este concepto como la condición de ser moroso o no en un determinado préstamo.

## II. REVISION DE LITERATURA

Esta investigación tiene como bases fundamentales dos teorías de mucha relevancia para el entendimiento y mejora de las finanzas, tanto como para la evaluación crediticia como para la estimación de la pérdida esperada. Tales teorías son la teoría del *credit scoring* y el modelo de *Value at Risk* (VaR). Antes de abordar dichos temas se partirá desde la premisa que “las instituciones financieras, tienen como función principal la intermediación de capitales, usando los recursos financieros de los agentes superavitarios para ponerlos a disposición de agentes deficitarios, asumiendo el riesgo que ello implica” Freixas (1998).

Ibarra (2004), define “el crédito como la entrega de un bien presente a cambio de la promesa de recibir un bien futuro, o también como un convenio establecido en forma bilateral entre un acreedor y un deudor con base a los atributos de reputación y solvencia que este tenga, los cuales satisfagan al acreedor para que confíe el uso de bienes y riqueza durante determinado plazo a cuyo término pueda recuperarlo”. En este tipo de transacciones siempre queda la incertidumbre de pago o no pago, dicha incertidumbre en finanzas se conoce como riesgo.

Bonás, A.; Llanes, M.; Usón, I. & Veiga N. (2007) afirman que: “el riesgo de crédito, en términos estrictos, es la posibilidad de incurrir en una pérdida si la contrapartida de una transacción no cumple plenamente las obligaciones financieras, acordadas por contrato, a su debido tiempo, forma o cuantía”. Se debe tener en cuenta al hablar de riesgo crediticio no solo el riesgo que involucra directamente a la empresa sino también al mercado financiero en general.

Freixas y Rochet (1998), afirman que: “las actividades bancarias envuelven tres tipos de riesgos: i) el de no pago de los créditos, ii) el de liquidez que enfrenta la institución cuando puede hacer frente a sus obligaciones con sus depositantes y iii) el riesgo de mercado que afecta a su cartera de activos y pasivos”.

Stiglitz y Weiss (1981), nos hacen hincapié en una realidad inherente al mercado de créditos, pues sostiene que: “los mercados de créditos en general son ineficientes debido al problema de información asimétrica que envuelven. La naturaleza de las transacciones financieras es distinta al de otras transacciones económicas, porque en ellas se establece un contrato en el que se intercambia dinero por la promesa de pago futuro del dinero en cuestión”.

Este compromiso financiero hace necesario que quienes otorgan crédito y quienes lo reciben dispongan de una mayor cantidad posible de información para determinar el riesgo del crédito: De la situación económica estable donde se puedan establecer correctamente la madurez de los contratos; que haya libre fluctuación de precios para reflejar los riesgos del crédito y de reglas claras y precisas para hacer que los compromisos se cumplan y los conflictos, en caso de producirse, se resuelvan satisfactoriamente para ambas partes. Dicho riesgo de no saber si la obligación financiera se honrará o no es la que genera la morosidad o el cumplimiento de la misma.

La morosidad, vendría a ser el incumplimiento de compromisos de pago. Cabrera (2014) sostiene que: “regularmente se piensa que la morosidad es el resultado de las condiciones económicas adversas para los prestatarios. En el caso de los créditos concedidos por los centros financieros, casi siempre se expresa como la relación entre el importe de los créditos impagos y el total de préstamos concedidos”.

El fondo MiVivienda, en su boletín estadístico junio 2016, define la Morosidad Hipotecaria como el porcentaje de cuotas no pagadas respecto de las cuotas a pagar para dicho periodo en lo que respecta al crédito de tipo hipotecario.

Cabrera (2014), afirma que: “una mala gestión de riesgo crediticio trae como consecuencia altos índices de morosidad en la cartera crediticia”.

“La vulnerabilidad de una institución financiera debido a altos niveles de morosidad de sus créditos conlleva inicialmente a un problema de liquidez, para luego si ello persiste y si la institución no posee líneas de créditos de contingencia, se convierte en uno de solvencia que, determina, probablemente, la liquidación de la institución” (Freixas y Rochet, 1998). En el

caso específico de las instituciones microfinancieras, investigaciones han demostrado que “elevados niveles de morosidad conducen al fracaso de estas entidades”, (Huppi y Feder, 1990).

Dado que, al querer aumentar la captación de préstamos, los requisitos de aceptación se han visto flexibilizados, originando que las tasas de morosidad aumenten. Entonces se entiende que una alta tasa de morosidad significa un problema de sostenibilidad a largo plazo para dichas entidades.

Existen diversas técnicas que estudian problema a través de herramientas de valoración de riesgo y/o valoración de perdidas, en esta investigación se usará el modelo *Value of Risk*, aplicado a la valoración de la pérdida esperada en los créditos hipotecarios por entidades financieras tal como lo realizaron Bazerque y Sander (2011) para Uruguay, logrando demostrar que gracias a políticas crediticias eficientes se puede conseguir reducir las pérdidas de las entidades financieras.

Arenas M., Boccardi P. & Piñeyra I. (2012) sostienen que: “el uso de técnicas estadísticas de *credit scoring* permite estimar la probabilidad de incumplimiento de solicitantes de crédito, así como contribuir a diseñar políticas crediticias acordes al nivel de riesgo que puede asumir la institución financiera”.

## **2.1. Fundamentos teóricos y econométricos**

### **2.1.1. Definición de *Credit Scoring***

Gutiérrez (2007), sostiene que: “los métodos o modelos de credit scoring, a veces denominados score-cards o classifiers, son algoritmos que de manera automática evalúan el riesgo de crédito de un solicitante de financiamiento o de alguien que ya es cliente de la entidad”. Además de ello el autor sostiene que: “Tienen una dimensión individual, ya que se enfocan en el riesgo de incumplimiento del individuo o empresa, independientemente de lo que ocurra con el resto de la cartera de préstamos”. Cabe resaltar que ello sería uno de los



aspectos en los diferencian de otras herramientas de medición de incertidumbre de pago, como son los modelos de cartera y los VaR marginales, el mismo que se detallará más adelante, que tienen en cuenta la correlación de la calidad crediticia de los deudores de una cartera de préstamos. [...] Por lo general, los modelos de credit scoring le asignan al evaluado un puntaje o score, o una calificación, clasificación o rating.

Esta estimación se puede obtener directamente del score en el caso de los modelos econométricos, en esta investigación se usará el modelo econométrico Logit<sup>3</sup>. [...] las dichas empresas determinan un *cut off* o punto de corte para determinar qué solicitudes se aceptan (por tener puntaje mayor o igual al *cut off*) y cuáles no. La determinación del mismo no responde a consideraciones de riesgo exclusivamente, sino corresponde los intereses económicos y al riesgo que deseen asumir. De la misma forma, para rentabilidad deseada, una financiera adversa al riesgo o un mejor sistema de administración de límites o de alertas tempranas, podría trabajar con menor *cut off*.

Tal como lo señala Stiglitz J. y Weiss A. (1981), para este tipo de modelos de elección binaria la probabilidad de éxito, o sea la probabilidad de que un cliente sea mal pagador, se define como  $P_i = \Pr(y_i = 1/x_i)$ . Como  $y_i$  toma los valores 0 ó 1 entonces la esperanza de  $y_i$  condicionada a  $x_i$  es:

$$E(y_i/x_i) = 1P_i + 0(1 - P_i) = P_i = \Pr(y_i/x_i).$$

Estimando los modelos de respuesta binaria suele usarse una función de transformación monótona creciente  $F(x)$  que cumple las siguientes propiedades:  $F(-\infty) = 0$ ,  $F(\infty) = 1$  y  $f(x) \equiv dF(x) / dx > 0$ . Dicha transformación se aplica a una función  $h$  denominada “índice” que depende de las variables explicativas del modelo, siendo  $h$  una regresión lineal de la forma:

$$h = \beta_0 + \beta_1x_{1i} + \beta_2x_{2i} + \dots + \beta_kx_{ki}$$

---

<sup>3</sup> Modelos Logit: Rayo *et al* (2010), 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. Además, este modelo presenta la ventaja de medir la probabilidad de incumplimiento al mantener la variable explicada siempre dentro de un rango de variación entre cero y uno. Wiginton (1980) fue uno de los primeros autores en publicar un modelo de credit scoring aplicando esta metodología. Este autor realizó un estudio comparado entre el análisis discriminante y el modelo Logit en el que determinó que dicho modelo ofrecía un porcentaje de clasificación mejor que el análisis discriminante.

La especificación general de esta transformación se expresa como:

$$E(y_i/x_i) = F(h(x_i))$$

El objetivo de esta transformación es que a pesar de que  $\beta'x_i$  puede tomar cualquier valor, la transformación  $F(\beta'x_i)$  solo se limita al intervalo  $[0,1]$ , por lo que puede interpretarse como una probabilidad.

En el caso de la transformación logística la probabilidad de que un cliente sea mal pagador se estima a través de una función de distribución logística que se puede expresar como:

$$P_i = E\left(\frac{y_i}{x_i}\right) = F(\beta'x_i) = \frac{e^{\beta'x_i}}{1 + e^{\beta'x_i}}$$

Este modelo se estima por el método de máxima verosimilitud, en donde se estiman los valores de  $\beta$  que maximizan el logaritmo de la verosimilitud  $l(\beta)$ .

$$l(\beta) = \sum_{i=1}^q \left( y_i \log(F(\beta'x_i)) + (1 - y_i) \log(1 - F(\beta'x_i)) \right)$$

Las condiciones de primer orden son:

$$\frac{\partial l(\beta)}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^q \left( \frac{(y_i - \hat{F}_i) \hat{f}_i x_{ij}}{\hat{F}_i(1 - \hat{F}_i)} \right) = 0, j = 1, \dots, k$$

donde  $\hat{F}_i \equiv F_i(b'x_i)$  y  $\hat{f}_i \equiv f_i(b'x_i)$ , siendo  $f_i$  el vector de estimadores máximo verosímiles de  $\beta$ .

En el modelo *logit* los estimadores de  $\beta$  son consistentes y asintóticamente normales. El valor estimado de la regresión lineal  $b'x_i$  se sustituye en la función de probabilidad acumulada logística y de esta manera se obtiene la probabilidad de incumplimiento del cliente.

A diferencia del Modelo de Probabilidad lineal los  $\beta_j$  no tienen una interpretación económica clara, ya que sólo muestran el efecto que un cambio en  $x_i$  tiene sobre la regresión lineal y no

sobre la regresión logística. De tal manera que para interpretar los resultados estimados, Stiglitz J. y Weiss A. (1981) solamente usaron el signo de los  $\beta_j$  que resultaron significativos, o sea, si la relación con la probabilidad de incumplimiento es directa o inversa. Si se desea medir el efecto que un cambio en  $x_j$  sobre el incumplimiento se debe estimar el efecto marginal, como se verá más adelante.

Dado que efecto marginal de  $x_{ij}$  muestra el cambio en la riesgo de incumplimiento de las obligaciones para el individuo  $i$  ante un cambio en  $x_j$ .

Como la relación entre la probabilidad de incumplimiento y  $\beta'x_i$  no es lineal, entonces una variación en dicha probabilidad derivado de un cambio en las variables explicativas depende del valor de  $x_i$ . En el caso que los valores de  $\beta'x_i$  sean bajos, un aumento de  $x_i$  produce una variación significativa en la probabilidad de incumplimiento, mientras que si dichos valores iniciales son altos el aumento provoca sólo una leve variación.

Si la variable explicativa es continua el efecto marginal se calcula como:

$$\frac{\partial p(y_i = \frac{1}{x_i})}{\partial x_j} = \beta_j f(\beta'x_i)$$

En el caso que la variable sea discreta el efecto marginal viene dado por:

$$F[\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_{k-1}(x_{k-1i}) + \beta_k x_{ki}] - F[\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_{k-1}(x_{k-1i}) + \beta_k(x_{ki})]$$

### **Cut Off o Punto de Corte**

Como lo señala Cabrera (2014) “el punto de corte es un valor de score en el cual la institución financiera va a determinar si otorgará o no el crédito, al procesar la solicitud después de calcular su score se podrá tomar la decisión más adecuada, si el cliente al ser evaluado tuviera un score menor al punto de corte será rechazado”. En la determinación de este *cut off* existen diversos criterios que facilitan su cálculo, una forma es considerando aquel punto con el máximo porcentaje de clasificación correcta total como bien lo indica Rocabado (2007).

Existen diversas formas de calcular el *cut off*, sin embargo en la presente investigación se usará la determinación mediante la optimización del punto de corte de la curva ROC (*Receiver operating characteristic curve*) el cual es un método estadístico que determina la exactitud diagnóstica de métodos de score. Eligiendo el mejor punto de corte, aquel que permite maximizar la correcta clasificación. Trabajando con distintos puntos de corte hasta conseguir el óptimo.

### **Poder de Discriminación**

En la misma línea de la discriminación existen indicadores cuyas aplicaciones en el mundo del *scoring*, sirven para discriminar entre buenos y malos. En el presenta trabajo se usarán dos criterios el primero conocido como la Curva ROC y el coeficiente de Gini.

Burgueño (1995), definió a “la capacidad que tiene el modelo para clasificar de manera correcta los préstamos, como poder discriminatorio”.

Una de las formas para representar dicho poder son las curvas ROC (*Receiver Operating Characteristica*). Esta metodología hace una estimación del poder de discriminación del modelo sometándolo a diversos puntos de corte probables, cada uno con un mejor ajuste y diferentes especificaciones. Dicha clasificación divide a lo observado y predicho, estableciendo con cada punto de corte un nuevo porcentaje de rechazados y aceptados, dicha clasificación se observa en la tabla que dicho autor desarrolló.

**Tabla 1: Cuadro de Discriminación Original**

	<b>Malo Observado</b>	<b>Bueno Observado</b>
<b>Malo Predicho</b>	<b>Verdadero positivo (VP)</b>	Falso Positivo (FP)
<b>Bueno Predicho</b>	Falso negativo (FN)	<b>Verdadero negativo (VN)</b>

FUENTE: Burgueño (1995)

**Tabla 2: Cuadro de Discriminación aplicada a la Morosidad**

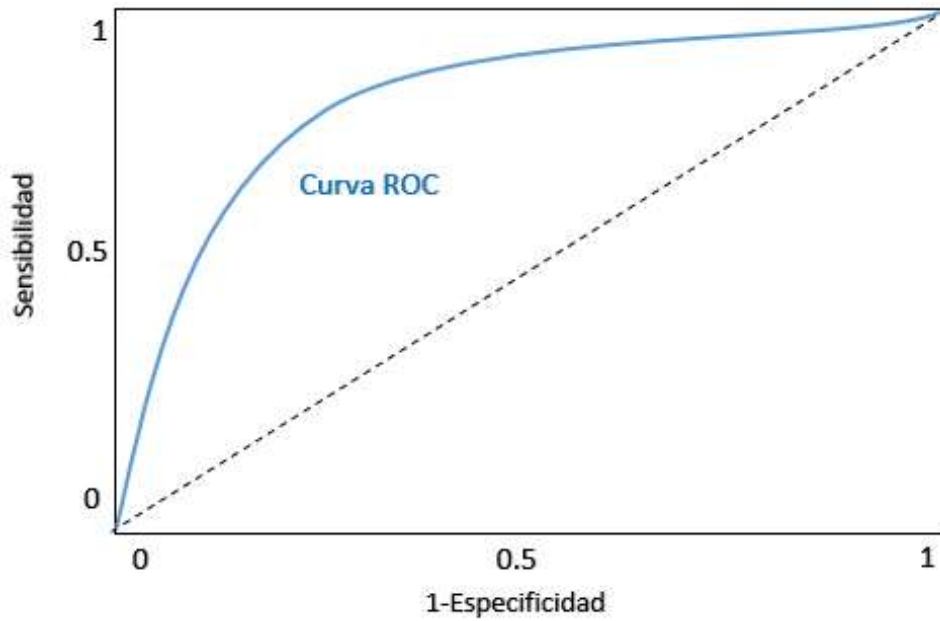
	<b>Moroso Observado</b>	<b>No Moroso Observado</b>
<b>Moroso Predicho</b>	<b>Verdadero Moroso</b>	Falso Moroso
<b>No Moroso Predicho</b>	Falso No Moroso	<b>Verdadero No Moroso</b>

FUENTE: Arenas *et. al.* (2012)

Dentro de los criterios para la elección se encuentra lo antes definido, la sensibilidad y especificidad del modelo.

### **Curva ROC**

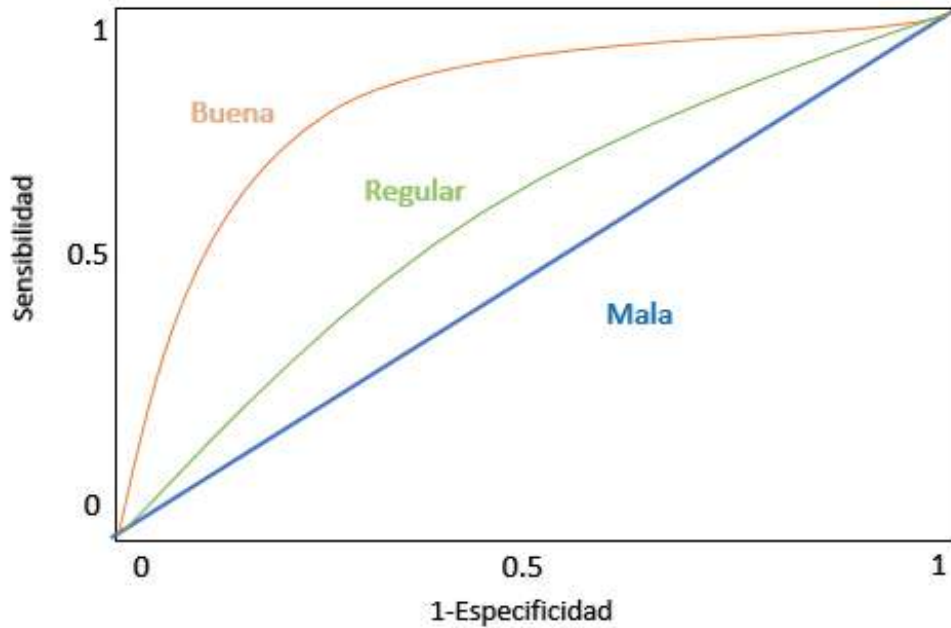
La curva ROC (*receiver operating characteristic curve*), la cual según Burgueño et. Al (1995) “es un método estadístico que determina la exactitud diagnóstica de métodos de score, siendo utilizadas con tres propósitos específicos: determinar el punto de corte de una escala continua en el que se alcanza la sensibilidad y especificidad más alta, evaluar la capacidad discriminativa del test diagnóstico, es decir, su capacidad de diferenciar sujetos puntuales versus morosos, y comparar la capacidad discriminativa de dos o más tests diagnósticos”. Diferenciando dos conceptos de especificidad y sensibilidad. “El primero, siendo la sensibilidad de una prueba diagnóstica es la probabilidad de obtener un resultado moroso cuando el individuo es efectivamente morosos. Y el segundo, la especificidad de una prueba indica la probabilidad de obtener un resultado no moroso cuando el individuo no es moroso”, Burgueño *et. al* (1995).



**Figura 2: Curva ROC**

FUENTE: Burgueño *et. al* (1995)

Burgueño sostiene que “la curva ROC es un gráfico en el que se observan todos los pares sensibilidad/especificidad resultante de la variación continua de los puntos de corte en todo el rango de resultados observados. En el eje y de coordenadas se sitúa la sensibilidad o fracción de verdaderos morosos, definida como se expuso anteriormente y calculada en el grupo de morosos (Figura 02). En el eje x se sitúa la fracción de no morosos o 1-especificidad definida como se mencionó y calculada en el subgrupo no morosos”.



**Figura 3: Tipos de Curvas ROC**

FUENTE: Hanley y Mceil (1982)

“La bondad de ajuste del modelo *credit scoring* se puede poner a prueba mediante lo graficado en la figura 4, donde el área bajo la curva toma valores entre 1 (prueba perfecta) y 0,5 (prueba inútil)” Hanley y McNeil (1982). Lo antes mencionado se demostró por en el campo de la medicina, sin embargo se puede extrapolar a las finanzas, el área de bajo de la curva puede interpretarse como la probabilidad de que, ante un par de individuos, uno moroso y el otro no moroso, la prueba los clasifica correctamente. Cuanto más próxima es una curva a la esquina superior izquierda, más alta es la exactitud global de la prueba.

Adicionalmente a lo expresado por Hanley y McNeil, se tiene la tabla que Hosmer de donde se clasifica el poder de discriminación de la curva ROC en cuatro criterios.

**Tabla 3: Regla del Poder de Discriminación de Hosmer**

<b>Regla del Poder Discriminación</b>	
ROC=0.5	Sugiere no discriminación
0.7<=ROC<0.8	Se considera discriminación aceptable
0.8<=ROC<0.9	Se considera discriminación excelente
ROC>= 0.9	Se considera discriminación extraordinaria

FUENTE: Hosmer (2000)

### **Coefficiente de Gini**

El coeficiente de Gini es una medida de la desigualdad diseñada por el estadístico italiano Corrado Gini (1912). Usualmente “se utiliza para medir la desigualdad en los ingresos, dentro de un país, pero también ser utilizada para medir cualquier forma de distribución desigual”, tal como lo menciona Alfaro (2010) usándola para la medición de morosos y no morosos en una investigación financiera.

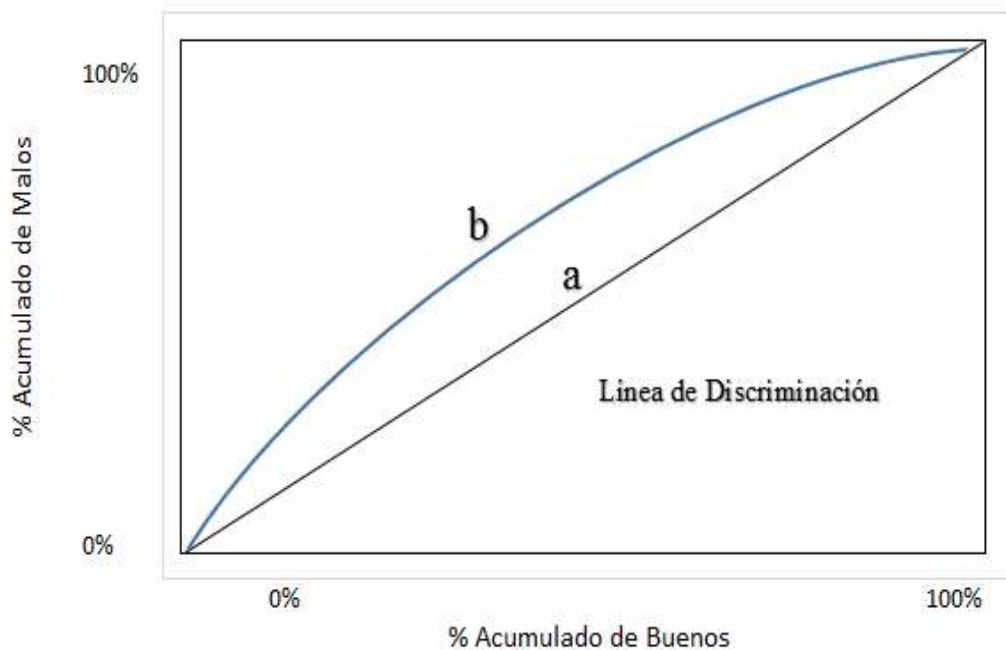
Alfaro, explica que el coeficiente de Gini es un número que gira en torno a 0 y 1, en donde el valor 0 corresponde a una perfecta igualdad y el valor 1 a una perfecta desigualdad. El coeficiente puede ser hallado bajo la relación que mantiene con el área bajo la curva ROC, la misma que es dos veces dicha área menos una unidad.

Dicha relación se expresa de la siguiente forma:

$$AUC = \frac{(Gini + 1)}{2}$$

El coeficiente de Gini también se calcula como una razón de las áreas mostradas en el Figura 5 que muestra la curva Lorenz, donde el área entre la línea de perfecta igualdad y la curva de Lorenz (1905) es **a**, y el área por encima de la curva de Lorenz es **b**, de tal forma que el coeficiente de Gini se halla bajo la relación de:  $a / (a+b)$ , tal como lo señala la misma autora en su investigación.





**Figura 4: Curva de Lorenz – Coeficiente de Gini**

FUENTE: Lorenz, M.C. (1905)

Dicha relación puede ser expresada de la siguiente forma:

$$Gini = 1 - \sum_{K=1}^n (X_K - X_{K-1})(Y_K + Y_{K-1})$$

Dónde:

X: Distribución acumulada del score de los clientes clasificados como Buenos.

Y: Distribución acumulada del score de los clientes clasificados como Malos.

Las maximizaciones de modelos como este se dan a través de cálculos matemáticos tales como el método de distancias de Kolmogorov -Smirnov, Hosmer y Lemeshow, métodos de contraste de la curva ROC con el coeficiente Gini, y el criterio de máximo poder discriminatorio graficado por la curva ROC, entre otros. Sin embargo, este estudio basará su elección en el máximo poder discriminatorio del modelo basado en el área debajo de la curva ROC tal como lo hizo Escalona (2011) y el cálculo del coeficiente de Gini se basará en la relación citada en la investigación de Alfaro (2010).

## **Pseudo R<sup>2</sup> de McFadden**

Para poder medir el ajuste del modelo elegido, es necesario usar el ratio de **pseudo R<sup>2</sup> de McFadden**, el cual se debe encontrar por encima de 10% para poder ser considerado un modelo con un buen ajuste, según la recomendación de Bateman et. Al. (2002) citado en Seddigheh *et. al.* (2013).

### **2.1.2. Definición del Modelo *Value at Risk* (VaR)**

Alonso y Semaan (2009) definen el VaR: “como la máxima pérdida posible de un portafolio de inversión durante cierto periodo de tiempo y una probabilidad dada, bajo condiciones normales de mercado. Pues es sabido que contar con estimaciones del VaR precisas es de crucial importancia para mantener la estabilidad del sistema financiero sin perjudicar la rentabilidad de estas instituciones. Si el VaR no es medido adecuadamente se puede presentar deterioro en la rentabilidad de las instituciones o inestabilidad financiera en las mismas”.

“El VaR mide la máxima pérdida esperada posible para un determinado horizonte de tiempo y un nivel de significancia, bajo circunstancias normales de mercado. Es decir, el VaR representa el peor escenario posible para un activo o portafolio, dadas condiciones normales de mercado, un horizonte de tiempo determinado y un nivel de confianza determinado” (Alonso y Berggrun (2008)).

Así mismo estos investigadores distinguen distintas formas para abordar la estimación del VaR las mismas que se pueden agrupar en tres grupos:

- i. La simulación histórica o aproximación no-paramétrica que no supone una distribución o necesidad de estimar parámetros.
- ii. Aproximación paramétrica que implica suponer una distribución y estimar unos parámetros;

- iii. La semiparamétrica que incluye, entre otras, la aproximación por medio de la teoría del valor extremo y la simulación histórica filtrada. En general, los resultados que se obtienen de aplicar las diferentes aproximaciones son diferentes y la conveniencia de estos modelos deberá ser evaluada caso por caso.

### **Definición de Montecarlo**

Billiton R. y Gan L. (1991), define “la simulación de Monte Carlo como la técnica cuantitativa que hace uso de la estadística y los ordenadores para imitar, mediante modelos matemáticos, el comportamiento aleatorio de sistemas reales no dinámicos (por lo general, cuando se trata de sistemas cuyo estado va cambiando con el paso del tiempo, se recurre bien a la simulación de eventos discretos o bien a la simulación de sistemas continuos)”.

Para ejecutar el modelo matemático del sistema, proceso o actividad que se quiere analizar, se debe identificar aquellas variables (*inputs* del modelo) cuyo comportamiento aleatorio determina el comportamiento global del sistema. Billiton R. y Gan L explican que “ya habiendo determinado dichos *inputs* o variables aleatorias, se lleva a cabo un experimento consistente en generar muestras aleatorias (muestras representativas) para dichos *inputs*, y analizar el comportamiento del sistema ante los valores generados. Tras repetir *n* veces este experimento, dispondremos de *n* observaciones sobre el comportamiento del sistema, lo cual nos será de utilidad para entender el funcionamiento del mismo –obviamente, el presente análisis será tanto más preciso cuanto mayor sea el número *n* de experimentos que se lleve a cabo”.

### **Definición de Pérdida Esperada**

En Basilea II (2004) se define la pérdida esperada como “el primer elemento del riesgo de crédito”. Ésta depende del deterioro que presenta la cartera en la fecha del análisis y se determina con la calidad de cada uno de los acreditados por medio de su calificación.

En consecuencia, es el resultado del producto de tres variables:

La exposición al incumplimiento (EAD): Importe que se tiene comprometido ante un evento crediticio. El BBVA lo define en su informe financiero (2010) como el importe de deuda pendiente de pago en el momento de incumplimiento del cliente.

La probabilidad de incumplimiento (PD): vinculada al nivel de solvencia o rating del emisor. El BBVA lo define en su informe financiero (2010) como la calificación crediticia que se otorga internamente a un cliente o a un contrato con el objetivo de estimar su probabilidad de incumplimiento a un año vista. El proceso de obtención de la PD se realiza a través de herramientas de scoring y de rating.

La severidad (LGD): Que es la pérdida real soportada tras el evento de crédito, una vez finalizado el proceso de recobro. El BBVA lo define en su informe financiero (2010) como porcentaje sobre la exposición en riesgo que no se espera recuperar en caso de incumplimiento. A continuación, se muestra el cálculo matemático de la pérdida esperada<sup>4</sup>:

$$\text{Pérdida Esperada (ES}^4\text{)} = \text{Exposición} * \text{Probabilidad de Incumplimiento} * \text{Severidad}$$

El BBVA acuña la siguiente definición para la Pérdida esperada: Siendo “la pérdida potencial que en condiciones normales se espera sufrir, haciendo énfasis en esperada dado que se puede entender como una provisión para algunas entidades, en un período de un año, en un portafolio de préstamos debido al incumplimiento de algunas contra partes en sus obligaciones financieras”. También conocida como la pérdida promedio anticipada para el portafolio.

García (2005) en su investigación utilizó los siguientes pasos para la determinación de la pérdida esperada:

- Utilizó el criterio del valor de un activo
- Si el valor de un activo  $i$ ,  $A_i$  era menor o igual que un valor mínimo  $d_i$  entonces se producía un incumplimiento (default).
- De lo contrario no se daba dicho incumplimiento (default).
- Es decir el incumplimiento ocurre si y sólo si  $A_i \leq d_i$ , donde  $d_i$  era el valor mínimo del activo crediticio para que haya incumplimiento
- $d_i$  se calculó con la probabilidad de incumplimiento  $p_i$  antes calculada asumiendo una función acumulada normal, es decir:  $d_i = \varphi^{-1}(p_i)$

---

<sup>4</sup> La fórmula presentada para determinar la Pérdida esperada, más adelante se usará en el modelo VaR. (Basel Committee on Banking Supervision, 2004).

Determinando el siguiente factor:

$$A_i = w_i \forall Z + \sqrt{1 - w_i^2} \varepsilon_i, \text{ cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0, \quad i \neq j; \text{ cov}(Z, \varepsilon_i) = 0, \forall i$$
$$Z \sim N(0,1), \varepsilon_i \sim N(0,1), \forall i$$

Donde  $Z$  es un solo valor aleatorio con distribución normal estándar que afecta a todos los activos  $i$ , y  $\varepsilon_i$  un valor aleatorio con distribución normal estándar que toma valores diferentes para cada uno de los créditos  $i$ . Cabe resaltar que los  $\varepsilon_i$  que se utilizan son independientes entre cada crédito.

García utiliza como beta del factor del valor del activo crediticio un solo valor  $w_i = w$  igual a 0.3 para todos los activos de la cartera de crédito. Para el cálculo total se utiliza las simulaciones de Monte Carlo, de donde se obtiene valores aleatorios de  $A_i$  para cada crédito  $i$  según la formula anterior.

Por último, se verificó para cada beneficiario  $i$  si se cumplía la condición de *default* o no. Sumandose todas las pérdidas obtenidas, arrojando la pérdida total del portafolio. Con la distribución de la pérdida simulada se pudo determinar el VaR.

## 2.2. Antecedentes históricos

### 2.2.1. Modelos de *Credit Scoring* en Instituciones Microfinancieras

Se debe subrayar en cuanto a la literatura que precede este trabajo es el reducido el número de estudios en nuestro país, que propongan el desarrollo de metodologías para la elaboración de *credit scorings* para el sector microfinanciero, sin embargo, se pueden listar las siguientes investigaciones referidas que dan aproximaciones a lo que se trabajará a nivel global:

Vigano (1993), realizó el primer modelo *credit scoring* que surgió para este sector fue desarrollado por para una institución de microfinanzas de Burkina Faso, empleando el análisis discriminante para la elaboración del modelo. Demostrando que el modelo *credit*

*scoring* puede ser usado para realidades muy simples. Encontró “relación con algunos aspectos importantes del riesgo crediticio los cuales fueron: la rentabilidad del cliente, la situación financiera y la riqueza, la actitud del cliente frente a la obligación financiera, la capacidad del banco para controlar el riesgo de crédito a través de condiciones contractuales, la calidad de la información sobre la cual el banco formula la sentencia”.

Sharma y Zeller (1997), desarrollaron un modelo de *credit scoring* para una institución microfinanciera en Bangladesh, analizando las tasas de reembolso de 128 grupos de crédito, empleó el modelo *tobit* para ello, las pruebas específicas se realizaron planteando determinantes hipotéticos: del tamaño del grupo, del tamaño de los préstamos, el grado de racionamiento de crédito, la mezcla de la empresa dentro de los grupos, las características demográficas, los lazos sociales y de estado. El documento concluye que, si se respetan los principios básicos de la banca, las tasas de reembolso pueden ser buenas incluso en comunidades pobres y remotas.

Reinke (1998), aplicó la metodología *probit*, para el cálculo del *credit scoring* para una entidad microfinanciera en Sudáfrica. Debatido el uso de dicho modelo para entidades que otorgan microcréditos versus los créditos otorgados por entidades tradicionales, dado que las entidades tradicionales no estaban dirigidas a todos los segmentos, dicho modelo demostró finalmente que existe una relación de causalidad de siete variables con la morosidad en el crédito en masa, en una muestra de 1,641 créditos.

Schreiner (1999), elaboró un modelo empleando la regresión logística binaria para clientes de Bancosol en Bolivia, dicho modelo no había sido aplicado a los microprestamos, sino solo a otorgamiento de tarjetas, sin embargo los préstamos menores implican un riesgo alto en volúmenes grandes, se concluyó que es posible aplicar un modelo de score, sin embargo los resultados deben ser considerados como un apoyo para la decisión final del evaluador bancario, dado que existe un riesgo inherente vinculado a las variables omitidas en el modelo.

Vogelgesang (2003), analizó los determinantes del pago de dos microprestadores bolivianos, los cuales mostraron como resultados una doble estructura de la influencia de la competencia

y el endeudamiento. Determinado que clientes con varios préstamos tienen más probabilidades de incumplimiento y viceversa. Así mismo, clientes con ciertas características tienen mejor probabilidad de pago y mayor oferta de microcréditos. Analizando 8.002 y 5.956 casos respectivamente.

En el mismo año Bambino et. Al. (2005) analizó los principales factores que afectan el comportamiento de pago de clientes de la cartera de consumo de una institución microfinanciera para Ecuador, mediante la puesta en marcha de un modelo *credit scoring*. Recalcando la importancia de la maximización de ganancias, de la mano con una captación adecuada y una tolerancia de un número aceptable de morosos. Pues afirmó que: “El punto no es evitar cualquier pérdida, que en términos marginales son insignificantes, sino buscar maximizar los beneficios, permitiéndose un pequeño y controlado nivel de cartera mala merced de una expansión de los créditos otorgados. Cabe resaltar que el coeficiente de Gini obtenido fue de 32% De tal forma concluyó que del resultado del modelo de *score* es necesario una evaluación final del sectorista bancario.

Diallo (2006), en Mali, empleó la regresión logística para una institución microfinanciera, cajas de ahorro y crédito de Nyesigiso, Mali, para una muestra de 269 créditos de dicha entidad. Los resultados han demostrado la importancia de la relación a largo plazo, la tasa de interés, los costos de transacción y el racionamiento del crédito en la predicción del incumplimiento de préstamos. En general, tal como lo señala Diallo su modelo predice correctamente más del 70% de los casos. Estableció un entorno conservador bajo la elección de un punto de corte (de 0,5 a 0,4) con el cual mejora significativamente el poder predictivo de los préstamos incobrables. Significativamente obtuvo 5 variables.

Kleimeier y Dinh (2007), diseñaron un *credit scoring* para la banca minorista en Vietnam, utilizando la regresión logística binaria. La muestra para dicho modelo estaba conformada por 56.037 créditos de todo tipo (microempresas, consumo, hipotecarios, personales). Obteniéndose 17 variables significativas de 22 variables explicativas, aplicando una combinación adecuada de los conceptos de sensibilidad y especificidad sobre el porcentaje de aciertos.

Castillo (2007), la falta de acceso al sistema financiero formal es una forma de exclusión económica; por lo que, los microcréditos se convierten en el factor clave para reducir las diferencias sociales. Su propósito fue elaborar un modelo logístico para la identificación de los principales determinantes que inciden en la obtención de un crédito, empleando variables exclusivamente socioeconómicas de la Encuesta de Condiciones de Vida Quinta Ronda en Ecuador. El coeficiente de Gini fue de 42.65 por ciento, lo que reflejó un grado aceptable de discriminación de clientes para un modelo que no consideró ningún tipo de información financiera.

Rayo *et al.* (2010), diseñaron un modelo de *credit scoring* para una entidad afecta a supervisión y centrada en los microcréditos (Entidad de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa, Edpyme) en el Perú, en el marco de los métodos IRB de Basilea II. Se centró en el diseño de un modelo *logit* para estimar la probabilidad de default. Los alcances más resaltantes de Rayo fue la inclusión de las variables macroeconómicas, ayudando a mejorar la significancia del modelo; pero como era de esperarse la poca información de tipo financiera del cliente imposibilitó que se pudiera incluir todas las variables que inicialmente escogió obteniendo un modelo con nueve variables con alto poder de significancia. Dicho modelo fue capaz de predecir un 78.3 por ciento de los créditos de la cartera en estudio, y tuvo como coeficiente de Gini al valor de 71.8 por ciento.

Ochoa (2010), usó una metodología de análisis discriminante para la construcción de un modelo de *Scoring* de otorgamiento de crédito; mediante el análisis estadístico de variables cualitativas y cuantitativas usando la base de datos facilitadas por una cooperativa financiera del Valle de Aburrá definiendo perfiles de prestatarios propensos al incumplimiento de sus obligaciones, y perfiles de prestatarios de buen comportamiento. Haciendo énfasis en que es necesario el uso de este tipo de modelos dado que son muy útiles en países en vías de desarrollo.

Arenas (2012), usó la técnica de evaluación del riesgo crediticio de la cartera de microcreditos de una institución microfinanciera en Uruguay abocado al préstamo para microempresas, empleando la técnica del *Credit scoring* y utilizando de manera complementaria el uso de árboles de decisión para estimar la probabilidad de ocurrencia de



morosidad y tomar la decisión de aceptar o no a los beneficiarios. Finalmente concluye que el modelo *credit scoring* es una herramienta complementaria más no excluyente al juicio del evaluador bancario.

Cabrera (2014), hizo lo propio en México, aplicando un modelo *credit scoring*, en una entidad microfinanciera que no tenía ninguna técnica de medición de riesgo, dicha entidad siempre tuvo la necesidad de medir y minimizar el riesgo crediticio con la finalidad de bajar los costos, finalmente obtuvo una reducción considerable de la morosidad, sin embargo, hace hincapié en que la decisión final la debe tomar el evaluador.

Hernandez y Quispe (2014), aplicaron un *credit scoring* para minimizar el riesgo crediticio en la cartera pyme de la Cooperativa de Ahorro y Crédito León XIII, institución microfinanciera peruana, cabe resaltar que esta modelación se obtuvo resultados favorables logrando la reducción de la tasa de la morosidad.

La literatura e investigaciones referente a la medición de riesgo en entidades financieras, muestran luces de valoración de riesgo mediante el cálculo de probabilidades, sin embargo técnicas tales como el *credit scoring* se considera que no deben ir solas, estas tiene que ir acompañadas de la estimación de la reducción de la pérdida esperada de la cartera involucrada, es por ello que en la presente se tomará algunos supuestos y técnicas usadas en algunas investigaciones, principalmente en las de Ochoa et. Al.(2010), Burgueño (1995) y Escalona(2011)

Cabe resaltar que la discriminación y determinación de puntos de corte en este tipo de investigaciones tienen su principal vertiente en lo desarrollado por Burgueño (1995) donde determina y usa metodologías de discriminación en el estudio de efectividad de pruebas de diagnóstico de enfermedades, estableciendo un punto de corte para la definición exacta de la especificidad, sensibilidad y correcto ajuste de las pruebas diagnósticas, estableciendo una representación gráfica para el ajuste de las pruebas, mediante la llamada Curva ROC, dichos alcances serán tomados en esta investigación, como bien se mencionó líneas arriba.

### 2.2.2. Modelo VaR Aplicado al Cálculo de la Pérdida Esperada

Benston y Wall (2005), basaron su estimación de la pérdida esperada en los flujos de caja proyectados adicionando la probabilidad de pérdida para el cálculo del total de préstamos, siendo este método un enfoque más financiero, dado que contrasta los estados financieros de las empresas, y estima el costo de cobranza que incurre de haber morosidad, determinando así la máxima pérdida esperada posible.

Pérez *et al.* (2006), derivan una ecuación reducida para probar la estabilidad de los ingresos y las prácticas de gestión de capital a través de los cargos por incobrabilidad de los bancos españoles. Los autores afirman que un conjunto muy detallado de reglas que anulan por incobrabilidad no impide que los administradores disminuyan la volatilidad de las ganancias, de manera similar a lo que ocurre en un marco orientado por principios contables. Todo ello se realiza según los marcos contables y financieros definidos en las NIC y NIF respectivamente, así como también el nuevo marco de capital de Basilea II. Pérez *et al* usan técnicas de panel para dicha demostración.

Alonso y Semaan (2009), sostienen que “después de los acuerdos de Basilea I y II, los reguladores del sector financiero alrededor del mundo adoptaron como obligatorias medidas del riesgo financiero que implican la estimación de modelos estadísticos”. Siendo una de las técnicas más usadas el *Value at Risk* (VaR). Dichos autores resaltan la importancia de este método, así mismo distinguen dos métodos del cálculo de VaR (VaR.norm y VaR.gpd) de los cuales se obtienen estimaciones diferentes. Además de ello determinan el *Expected shortfall* dada una diferencia entre el valor esperado de la pérdida, dado que esta exceda del VaR.

Hlawatsch y Ostrowski (2009), anticipan las pérdidas esperadas de los créditos actualizando sus valores, sin embargo, recalcan la importancia de comparar dichas pérdidas con lo dispuesto en Basilea II, así mismo definen la pérdida esperada como el monto no cobrado después del vencimiento del préstamo, afirmando además que esta medida puede ser razonable en comparación con los cargos por incobrabilidad.

Novales (2016), define el Valor en Riesgo (VaR) como una de las medidas utilizadas para evaluar el riesgo de una determinada posición o cartera de activos financieros. Así mismo precisa las diferentes técnicas que hay dentro del VaR para la medición del riesgo y el cálculo de la pérdida esperada. Diferenciando así el método paramétrico, el método de simulación histórica y el método VaR Montecarlo.

Para fines de esta investigación se usará la metodología de Valor en Riesgo VaR Montecarlo para la estimación de la pérdida esperada de todas las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, determinados en Basilea II.

### III. METODOLOGÍA Y PROCEDIMIENTO

El propósito del presente trabajo es demostrar la relación que existe entre la calidad crediticia del prestatario de préstamo hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito con su perfil y comportamiento crediticio para el año 2016. Para ello se realizó un análisis de tipo corte transversal, pues se analizó la morosidad de los prestatarios de crédito hipotecario financiados por las Cajas Municipales de Crédito y Ahorro en el año 2016; este trabajo fue de carácter explicativo, ya que centró su interés en analizar la causa y efecto de ciertas características sociodemográficas y financieras sobre el impago de una obligación financiera, y como la modelación de un modelo restrictivo permite reducir la pérdida esperada de las instituciones microfinancieras.

Se utilizó la metodología de calificación crediticia usando la técnica *credit scoring*, asignándole la probabilidad adjunta de caer o no en morosidad basado en las variables explicativas, dichas variables se detallan líneas abajo, la técnica se basa fundamentalmente en el modelo econométrico de regresión logística o *logit*, el cual determinará la relación y el comportamiento de las variables establecidas con la variable a explicar, usando la información recabada de los prestatarios de crédito hipotecario de estas instituciones financieras y relacionándolas con las de las distintas plataformas gubernamentales que más adelante se especifican.

Así mismo como ya se ha mencionado se midió la pérdida esperada de dichas entidades en cuanto a financiaciones hipotecarias se refiere, usando la medición *VaR* de la *expected shortfall* o pérdida esperada con la finalidad de saber cuánto se ahorró en pérdidas.

### **3.1. Métodos y tratamiento de la información**

#### **3.1.1. Hipótesis**

Las hipótesis del trabajo fueron:

##### **Hipótesis general**

- El valor de la pérdida esperada se reduce como resultado de una menor tasa de morosidad y mejora en la calidad crediticia.

##### **Hipótesis específicas**

1. Los factores de orden económico y social vinculados a los prestatarios de créditos hipotecarios financiados por las cajas municipales de crédito y ahorro determinan la calidad crediticia de los mismos.
2. La adecuada categorización del riesgo de impago de los solicitantes de créditos permitirá reducir la tasa de morosidad en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.
3. El valor de la pérdida esperada de la cartera de créditos hipotecarios financiados por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito se ve reducida, después del establecimiento del punto de corte.

## **3.2. Metodología**

### **3.2.1. Instrumentos de recolección de los datos**

Los datos utilizados en este trabajo son de fuente secundaria, pertenecientes a la base de datos mensuales de las páginas de la Superintendencia de Banca y Seguros, Superintendencia Nacional de Aduanas y de Administración Tributaria, Instituto Nacional de Estadística e Informática, específicamente de la Encuesta Nacional de Hogares ENAHO, Registro Nacional de Identificación y Estado Civil, Superintendencia Nacional de los Registros Público SUNARP, Federación Peruana de Cajas Municipales de Crédito y Ahorro entre otros.

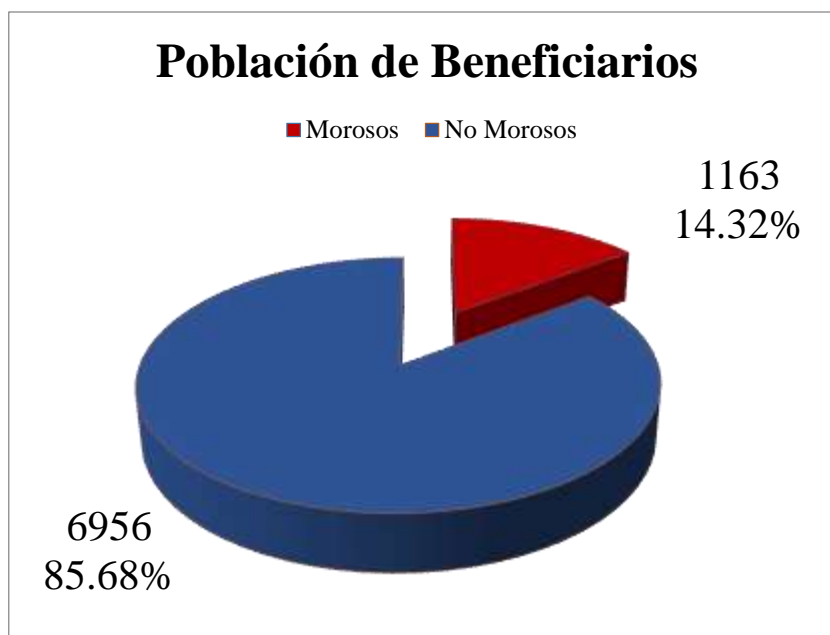
Las tablas y gráficos se hicieron a través del programa Microsoft Office Excel 2013 empleando los datos para el estudio y para presentar las conclusiones y relaciones estadísticas se apoyó con el software econométrico STATA 10.0.

### **3.2.2. Población**

Para la presente investigación se utilizó el total de los prestatarios de préstamos hipotecarios financiados por las Cajas Municipales de Crédito y Ahorro, dicha población asciende a 8119 trabajadores dependientes con un crédito hipotecario vigente para el mes de agosto del 2016<sup>5</sup> financiado a través de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito. Las entidades tomadas en cuenta fueron: Caja Municipal de Crédito y Ahorro Arequipa, Cusco, Del Santa, Trujillo, Huancayo, Ica, Maynas, Paita, Piura, Sullana y Tacna. Se determinó este mes en específico bajo la revisión histórica de los préstamos registrados en los boletines del Fondo MiVivienda. Cabe resaltar que la proporción de morosos y no morosos de la población es específicamente 14.32% morosos y 85.68% no morosos.

---

<sup>5</sup> Se eligió el año 2016 para la investigación, para poder actualizar las investigaciones concernientes al Credit Scoring y VaR a la fecha, siendo además un año no atípico, sin desastres naturales, ni crisis económicas que condicionen la capacidad de pago de los prestatarios.



**Figura 5: Proporción de Morosos y No Morosos de la Población**

FUENTE: Elaboración Propia

La población en estudio tienen las siguientes características, son mayores a 18 años, todos ellos han aprobado una evaluación crediticia anteriormente, están definidos en la clasificación binaria de hombre y mujer, todos tienen un trabajo dependiente, viven en Lima o en provincia, se tenía información exacta de su ingreso, están clasificados por la Superintendencia de Banca y Seguros en cinco categorías identifica cinco categorías: 0-normal, 1-cpp, 2-deficiente, 3-dudoso y 4-perdida, que está condicionado a la cantidad de días de atraso que presente el cliente en el pago de sus cuentas, se sabe si tienen o no una tarjeta de crédito, si están al día en los pagos de la misma o no, inclusive si tuvo que presentar un garante para acceder a un préstamo, si a pesar de tener garante tiene o no morosidad en dicho rubro, si tiene o no un crédito vehicular, y si es así si tiene morosidad o no, si tiene un préstamo micro empresa o no, si tiene morosidad o no en este, si tienen un préstamo personal o no y si tienen morosidad en dicho préstamo.

### 3.2.3. Tipo de investigación

Como se mencionó líneas arriba esta investigación de tipo corte transversal, pues se analizó la morosidad de los agentes económicos en el año 2016; además es explicativa.

### **3.3. Especificación de las variables**

#### **3.3.1. Ecuación**

La ecuación inicial que se tuvo fue la siguiente:

$$\text{Mora} = \beta_1.\text{edad} + \beta_2.\text{genero} + \beta_3.\text{lima} + \beta_4.\text{ingresocat} + \beta_5.\text{auto} + \beta_6.\text{sbs} + \beta_7.\text{tarjeta} + \beta_8.\text{mora\_tarjeta} + \beta_9.\text{garante} + \beta_{10}.\text{mora\_garante} + \beta_{11}.\text{vehicular} + \beta_{12}.\text{mora\_vehicular} + \beta_{13}.\text{personal} + \beta_{14}.\text{mora\_personal} + \beta_{15}.\text{micro} + \beta_{16}.\text{mora\_micro}$$



**Tabla 4: Descripción de Variables**

<b>Grupo</b>	<b>Variable</b>	<b>Simbología</b>	<b>Escala</b>	<b>Concepto</b>
<b>Variable Dependiente</b>	Morosidad en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Crédito y Ahorro	Mora	Unidades	Moroso = 1, No moroso =0
<b>Grupo</b>	<b>Variable</b>	<b>Simbología</b>	<b>Escala</b>	<b>Concepto</b>
<b>VARIABLES REFERIDAS AL PRESTATARIO</b>	Edad	edad	años	Edad de los prestatarios al momento de la evaluación.
	Genero	genero	Unidades	Hombre=1, Mujer=0
	Limeño o no	lima	Unidades	Lima=0, Provincias=1
<b>VARIABLE REFERIDA A LA SITUACIÓN ECONÓMICA DEL PRESTATARIO</b>	Ingreso Dependiente	Ingresocat	Unidades	Mayor a S/. 1040 soles =1 , Menor igual =0
	Auto Registrado en SUNARP	auto	Unidades	Tiene auto registrado =1, No tiene bienes registrados =0

...continuación

<b>Variables referidas al historial crediticio del prestatario en el sistema financiero</b>	Calificación SBS	Sbs	Unidades	Normal 0, Problemas Potenciales 1, Deficiente 2, Dudoso 3, Pérdida 4.
	Si tiene al menos una tarjeta de crédito o no	Tarjeta	Unidades	Tiene una tarjeta de crédito o más=1, No tiene ninguna tarjeta de crédito=0
	Presenta mora en su tarjeta de crédito	mora_tarjeta	Unidades	No moroso=0, Moroso=1, No tiene Tarjeta=2
	Si tuvo que presentar garante para acceder al préstamo o no	Garante	Unidades	Tiene garante=1, no tiene garante=0
	Presenta mora en su préstamo con garante	mora_garante	Unidades	No moroso=0, Moroso=1, No tiene P.Garante=2
	Si tiene préstamo vehicular o no	Vehicular	Unidades	Tiene préstamo vehicular=1, No tiene préstamo vehicular:0
	Presenta mora en su préstamo vehicular	mora_vehicular	Unidades	No moroso=0, Moroso=1, No tiene P.Vehicular=2
	Si tiene préstamo personal o no	personal	Unidades	Tiene préstamo personal=1, No tiene préstamo vehicular:0
	Presenta mora en su préstamo personal	mora_personal	Unidades	No moroso=0, Moroso=1, No tiene P.Personal=2
	Si tiene préstamo microempresa o no.	micro	Unidades	Tiene préstamo microempresa=1, No tiene préstamo microempresa =0
	Presenta mora en su préstamo microempresa	mora_micro	Unidades	No moroso=0, Moroso=1, No tiene P.Microempresa=2

FUENTE: Elaboración propia

### 3.3.2. Definición de Variables

#### a. Variable Independiente

La variable endógena de esta investigación es presentar morosidad en el crédito hipotecario, es decir “Ser moroso o no en un crédito hipotecario financiado a través de las Cajas Municipales de Crédito y Ahorro”, esta variable toma el valor de 1 si es moroso y 0 si no lo es. Las dieciseis variables exógenas escogidas, inicialmente, para abordar las preguntas de investigación se describen a continuación.

#### b. Variables referidas al prestatario

El segundo término es una variable real exógena, independiente denominada "Edad" cuya cuantificación para el análisis de datos se dará en años, es la edad que tenían los prestatarios en el momento que se hizo el estudio, la fuente de la que se utilizará dicha variable es la página web del RENIEC.

El tercer término es una variable real exógena, independiente denominada "Genero", de naturaleza cualitativa nominal dicotómica cuya clasificación es de 0 si es Hombre o de 1 si es Mujer, la fuente que se utilizará para la clasificación de dicha variable es la página de la INEI, específicamente de la ENAHO para el año 2016.

El cuarto término es una variable real exógena, independiente denominada "Lima", de naturaleza cualitativa nominal dicotómica cuya clasificación son todos los departamentos del Perú, sin embargo, se clasificará en 1 si es que el prestatario vive en provincias y 0 si vive en Lima, la fuente que se utilizará para la clasificación de dicha variable es la página de la INEI específicamente de la ENAHO para el año 2016.

#### c. Variables referidas a la situación económica del prestatario

El quinto término es una variable real exógena, independiente denominada "IngresoCat", de naturaleza cuantitativa discreta, cuya cuantificación para la corrida de datos se dará en soles para un periodo determinado, la fuente que se utilizará para la clasificación de dicha variable es la página de la INEI, específicamente de la

ENAHO. Cabe resaltar que por la dispersión natural salarial de los beneficiarios, se decidió tomarla como una variable dicotómica probando como valor referencial el ingreso de 1040, es decir los valores mayores a 1040 soles serán considerados como “1” y los valores menores e iguales a dicho ingreso serán considerados como “0”, dicho valor fue encontrado a través de programa Stata 14, que permite hallar el valor de división de tal forma que la variable ingreso sea significativa, dicha dispersión se puede observar en el Anexo N° 02.

El sexto término es una variable real exógena, independiente denominada "Auto", de naturaleza dicotómica, de manera que si tiene bienes registrados en SUNARP se usará el valor 1 o si no tiene bienes registrados a su nombre en SUNARP se usará 0, la fuente que se utilizará para la clasificación de dicha variable es la misma página de SUNARP.

**d. Variables referidas al historial crediticio del prestatario en el sistema financiero**

El séptimo término es una variable real exógena politómica, independiente denominada "SBS", de naturaleza cualitativa jerárquica cuyo rango iría desde Normal 1, Problemas Potenciales 2, Deficiente 3, Dudoso 4, Pérdida 5, dependiendo del atraso observado, la fuente que se utilizará para la clasificación de dicha variable es la página de la SBS. Definir el rango, y si esta clasificación hace referencia a un historial crediticio o solamente de la fecha de corte.

El octavo término es una variable real exógena, independiente denominada "Tarjeta", de naturaleza dicotómica, que define si tiene o no tarjetas de crédito, se le dará respectivamente la clasificación 1 y 0 a dicha característica, la fuente que se utilizará para la clasificación de dicha variable es la página de la SBS.

El noveno término es una variable real exógena, independiente denominada “mora\_tarjeta”, describe si el prestatario tiene o no morosidad en su tarjeta de crédito definiendo el valor 1 para aquellos que presentan morosidad en alguna de sus tarjetas y el valor 0 para aquellos que teniendo tarjeta no presentan mora y el valor 2 son aquellos que no tienen ninguna tarjeta.

El décimo término es una variable real exógena, independiente denominada “garante”, es decir que, si tuvo que presentar garante para acceder al préstamo o no, de naturaleza politómica, que define que si para acceder al préstamo tuvo que ser avalado es 1 y 0 respectivamente.

El onceavo término, es la variable denominada “mora\_garante”, la cual describe si el prestatario tiene o no morosidad aun así teniendo garante definiendo el valor 1 para aquellos que presentan morosidad y el valor 0 para aquellos que no presentan mora habiendo adquirido el préstamo gracias al garante y el valor 2 para los prestatarios que no tienen préstamo avalado.

El doceavo término es una variable real exógena, independiente denominada "Vehicular", de naturaleza dicotómica, que define si tiene o no un crédito vehicular, se le dará respectivamente la clasificación 1 y 0 a dicha característica. La fuente que se utilizará para la clasificación de dicha variable es la página de la SBS.

El treceavo término describe si el prestatario tiene o no morosidad en su préstamo vehicular definiendo el valor 1 para aquellos que presentan morosidad, el valor 0 para aquellos que no y 2 a aquellos que no tienen préstamo vehicular.

El catorceavo término es una variable real exógena, independiente denominada "Personal", de naturaleza dicotómica, que define si tiene o no un préstamo personal, se le dará respectivamente la clasificación 1 y 0 a dicha característica. la fuente que se utilizará para la clasificación de dicha variable es la página de la SBS.

El quinceavo término describe si el prestatario tiene o no morosidad en su préstamo personal definiendo el valor 1 para aquellos que presentan morosidad, el valor 0 para aquellos que no y 2 a aquellos que no tienen préstamo personal.

El dieciseisavo término es una variable real exógena, independiente denominada "micro" de naturaleza politómica, que define si tiene o no un préstamo solicitado por

su microempresa, se le dará respectivamente la clasificación 1 y 0 a dicha característica, siempre y cuando sea independiente, la fuente que se utilizará para la clasificación de dicha variable es la página de la SBS.

El diecisieteavo termino describe si el prestatario tiene o no morosidad en su préstamo microempresa definiendo el valor 1 para aquellos que presentan morosidad, el valor 0 para aquellos que no y 2 a aquellos que no tienen préstamo microempresa.

### **3.4. Metodología aplicada**

Los pasos que se siguieron para contrastar las hipótesis del presente trabajo fueron:

1. Procesamiento a priori de la data
2. Aplicación de las Regresiones Logísticas
3. Determinación del máximo punto de corte (*Cut off*) a través de la determinación de la máxima determinación de la correcta clasificación, usando la curva ROC.
4. Análisis del Poder de discriminación
5. Validación del modelo usando el cuadro de discriminación
6. Cálculo de las pérdidas esperadas

## IV. RESULTADOS Y DISCUSION

### 4.1. Resultados

Se presentarán los resultados según el orden de la metodología aplicada, cabe resaltar que para poder abordar la hipótesis general **“El valor de la perdida esperada de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito se reduce como resultado de una menor tasa de morosidad y mejora en la calidad crediticia”**. es necesario previamente haber hallado la probabilidad de morosidad de los prestatarios y haber determinado el punto de corte, dicho esto se procede a mostrar los cálculos realizados:

#### 4.1.1. Procesamiento a priori de la data

En primera instancia se modelaron los datos de tal forma que se tuvieran todas las características y no hubiera valores vacíos. Se separó en dos partes la población total, siguiendo la recomendación de Simbaqueba (2004), para dicha separación aleatoria, se usó el programa Excel 2013, dichos grupos fueron de 80% y 20% respectivamente.

Una vez puesta en forma la población, se ingresó la data al programa Stata14, donde se hicieron pruebas de orden estadístico para comprobar que se haya pasado los datos en forma numérica y no se tenga valores perdidos o *missing values*. Para esta investigación se decidió usar un intervalo de confianza del 90%. Se procedió entonces a hacer las regresiones logísticas, se detallarán antes de las salidas obtenidas, los comandos usados.

Antes de la regresión se descartó la variable edad porque al agrupar en morosos y no morosos la edad promedio para ambos grupos era 45 años aproximadamente, por tanto, no se incluyó, dada la poca relevancia que ello implica.

**Tabla 5: Comparación Edad Promedio**

	Edad Promedio
No Moroso	45
Moroso	45
Total	45

FUENTE: Elaboración propia

Por otro lado, también se hizo una modelación propia a la variable ingresos con el programa Stata 14.0, donde se pudo modelar la variable ingreso de manera dicotómica, de manera que los ingresos mayores a S/. 1,040.00 soles serán de valor 1, los valores menores e iguales a S/. 1,040.00 serán categorizados con el número cero.

#### **4.1.2. Aplicación de Regresiones Logísticas**

```
. logit mora genero giro lima ingresocat auto sbs mora_tarjeta tarjeta garante mora_garante vehicular mora_vehicular personal mora_personal micro mora_micro, level(90)
```





**Tabla 7: Segunda Regresión Logística**

Iteration 0: log likelihood = -2713.6273  
 Iteration 1: log likelihood = -2360.895  
 Iteration 2: log likelihood = -2274.6924  
 Iteration 3: log likelihood = -2247.132  
 Iteration 4: log likelihood = -2247.0821  
 Iteration 5: log likelihood = -2247.0821

Logistic regression

Number of obs = 6,506

LR chi2(7) = 933.09

Prob > chi2 = 0.0000

Pseudo R2 = 0.1719

Log likelihood = -2247.0821

<b>mora</b>	<b>Coef.</b>	<b>Std.</b>	<b>Err. Z</b>	<b>P&gt; z </b>	<b>[90% Conf. Interval]</b>	
lima	0.3707707	0.0948109	3.91	0	0.2148207	0.5267207
ingresocat	-0.163712	0.0848428	-1.93	0.054	-0.303266	-0.0241579
sbs	0.716325	0.0276587	25.9	0	0.6708305	0.7618195
garante	1.950715	0.1672575	11.66	0	1.675601	2.225829
mora_garant	0.959675	0.0860478	11.15	0	0.8181389	1.101211
micro	1.335594	0.7807979	1.71	0.087	0.0512958	2.619892
mora_micro	0.7841509	0.4304232	1.82	0.068	0.0761676	1.492134
_cons	-6.071683	0.8886971	-6.83	0	-7.53346	-4.609906

FUENTE: Elaboración Propia – Stata 14

En esta segunda regresión se puede observar que existe una relación de causalidad entre la morosidad en el crédito hipotecario y las siete variables independientes: lima, ingresocat, sbs, garante, mora\_garante, micro, mora\_micro. A continuación, se observará como es que su efecto agrava o atenúa la calidad crediticia de los prestatarios.

### a. Cálculo de los efectos marginales

. mfx, level(90)

Efectos Marginales después de la Regresión Logística

**Tabla 8: Efectos Marginales**

$y = \text{Pr}(\text{mora}) (\text{predict})$   
 $= 0.11637363$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 90% C.I. ]	X
lima	0.0414526	0.01144	3.62	0	0.022634 0.060271	0.208269
ingresocat	-0.0172663	0.00917	-1.88	0.06	-0.032346 -0.002186	0.699201
sbs	0.0736603	0.00319	23.11	0	0.068418 0.078902	0.369044
garante	0.1357097	0.0081	16.75	0	0.122382 0.149037	0.801107
mora_garante	0.0986842	0.00859	11.49	0	0.084554 0.112815	0.720873
micro	0.210054	0.16574	1.27	0.205	-0.062558 0.482666	0.045343
mora_micro	0.0806349	0.04427	1.82	0.069	0.007814 0.153456	1.91577

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

FUENTE: Elaboración Propia – Stata 14

Se observó que la probabilidad promedio de los beneficiarios de caer en morosidad para el año 2016 es de 11.64%.

De esta salida se pueden desprender siete afirmaciones adicionales:

- Que si el prestatario es de Lima tendrá un impacto positivo en la probabilidad de ser moroso en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.
- Adicionalmente se puede afirmar que si el ingreso del prestatario es mayor a S/. 1,040.00 soles ello tiene un impacto negativo sobre la ocurrencia del evento en mención, y que si este fuera menor o igual a 1,040 soles ello tendría un impacto positivo en la ocurrencia de la morosidad.

- Por otro lado, mientras mayor sea la calificación que la SBS le otorga a un beneficiario, ello tendrá un impacto positivo en la probabilidad de ser moroso en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.
- El hecho de que el prestatario haya tenido que financiar su préstamo presentando un garante tiene un efecto positivo sobre la morosidad en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.
- Si existe mora en los préstamos financiados con un aval o con una garantía ello tendrá un impacto favorable en la probabilidad de ser moroso en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.
- Si adicionalmente a un préstamo hipotecario dicho prestatario tiene otra obligación como es el caso de una obligación por préstamo microfinanciero, ello tendrá un impacto positivo en la probabilidad de ser moroso en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.
- Finalmente, si dicho beneficiario presentara morosidad en un préstamo microempresa este tendrá un impacto positivo en la probabilidad de ser moroso en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.

#### **b. Resultado de la Primera Hipótesis Específica**

Una vez obtenido esto, se puede discutir la validez o rechazo de la primera hipótesis específica: **“Los factores de orden económico y social vinculados a los solicitantes de créditos hipotecarios financiados por las cajas municipales de crédito y ahorro determinan la calidad crediticia de los mismos”**.

De lo obtenido, en las regresiones logísticas se puede entender que sí existe una relación de causalidad de las variables, por lo menos con siete de ellas, sin embargo, la hipótesis planteada dice que dichos factores, es decir todos los considerados, determinan la morosidad en el crédito hipotecario financiados por las cajas

municipales, lo cual no se puede afirmar, al menos no con a cabalidad. Dado que lo que se encontró tanto con la segunda regresión logística como con el análisis de los efectos marginales de las variables significativas, es que, si existe relación de causalidad de con estas siete variables, pero no con las otras restantes.

#### **4.1.3. Determinación del máximo punto de corte (*Cut off*) a través de la determinación de la máxima determinación de la correcta clasificación, usando la curva ROC.**

Para poder dar respuesta, a la validez de la segunda hipótesis específica planteada: “La adecuada categorización del riesgo de impago de los solicitantes de créditos permitirá manejar decisiones eficientes logrando reducir la tasa de morosidad en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito”. Fue necesario estimar el *cut off* que permitirá reducir la tasa de morosidad en el crédito hipotecario financiado por las cajas municipales, y así ayudar en la toma de decisiones eficientes respecto con los prestatarios. Para ello se tuvo que estimar en primera instancia la probabilidad de caer en morosidad usando para ello la segunda parte de la población, que previamente se había dividido en dos dada la sugerencia de Simbaqueba (2004).

Una vez obtenidas las variables significativas, se usó el comando en Stata 14 “predict prob” para estimar la probabilidad de caer en morosidad para el crédito hipotecario. El total de las probabilidades se pueden visualizar en el Anexo N°05.

Una vez obtenidas las probabilidades se procedió a utilizar el comando “rocss mora\_hip p, ncut (100) gr” en Stata 14 para estimar los pares ordenados de la curva, dichos pares ordenados se consiguieron cambiando en forma ascendente los *cut off* con la finalidad de poder hallar la clasificación correcta máxima, una vez obtenida dicha clasificación máxima se consiguió el *cut off* optimo, tal como se observa en la tabla 9.

**Tabla 9: Determinación de Máximo Nivel de Correcta Clasificación que determina el mejor Cut Off**

Número de Observaciones	1613
Nro. de <i>Cut Offs</i> probables	101
Área debajo de la curva ROC	74.24%
Valor más alto de la correcta clasificación	86.79%

FUENTE: Stata 14 – Muestra de comprobación 1613 observaciones.

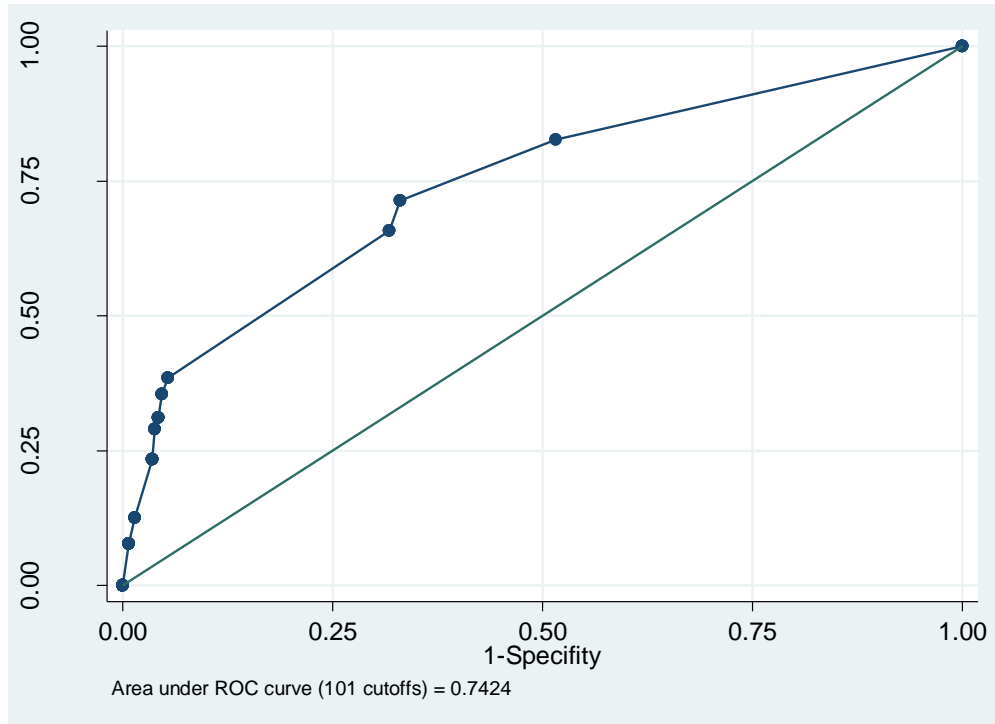
Si se busca en el listado de las 100 iteraciones<sup>6</sup> que se asignó en Stata14 el valor más alto de la correcta clasificación vendría siendo el valor de orden 29 (Véase el Anexo N° 03) con lo que se determina que el criterio de *cut off* de 28% maximiza el modelo y con ello se maximizó los valores correctamente clasificados, para mayor entendimiento en el Anexo N° 04 se presenta un gráfico que representa las respectivas tendencias de los datos obtenidos.

**Tabla 10: Elección del Mejor Cut Off**

Nro.	<i>Cut off</i>	Sens.	Espec.	No Moroso Rechazado	Correcta Clasificación	Área debajo de la Curva
29	28.00%	35.50%	95.37%	4.63%	86.79%	74.24%

FUENTE: Stata 14 – Muestra de comprobación 1613 observaciones.

<sup>6</sup> Cabe resaltar que el software Stata14 permite agregar más de 100 iteraciones, sin embargo, se pudo corroborar que el *cut off* obtenido en los mismos siguió manteniendo su valor.



**Figura 6: Curva ROC**

FUENTE: Elaboración propia, Stata14

#### 4.1.4. Análisis del Poder Discriminatorio del modelo

Con la determinación del punto de corte de 28%, encontrado anteriormente, se tiene la facultad de denegar o aceptar prestatarios bajo esta regla, es decir a aquellas personas que tienen una probabilidad de caer en morosidad mayor de 28% el préstamo se le debe denegar o ser revisado a juicio del sectorista. De tal modo que para la población en estudio de 8119 prestatarios 735 debieron haber sido denegados y aceptado solamente a 7384 de ellos. En la siguiente tabla se muestra el poder de discriminación de este modelo.

**Tabla 11: Resultado del Poder Discriminatorio**

	Clasificados	Morosos Observado	No Morosos Observado	Total
Rechazados según <i>cut off</i>	Moroso Predicho	413	322	735
Aceptados según <i>cut off</i>	No Moroso predicho	750	6634	7384
	Total	1163	6956	8119

...continuación

<i>Cut off</i>	28.00%
Sensibilidad	35.50%
Especificidad	95.37%
Valor Predictivo Positivo	56.16%
Valor Predictivo Negativo	89.84%
Falso Ratio Positivo para No Morosos Observados	4.63%
Falso Ratio Negativo para Morosos Observados	64.50%
Falso Ratio Positivo para Morosos Predichos	43.84%
Falso Ratio Positivo para No Morosos Predichos	10.16%
Correcta Clasificación	86.79%

FUENTE: Elaboración propia, Stata14

De la tabla mostrada se desprende que el modelo posee una sensibilidad de 35.50% lo cual significa que de los 1163 morosos observados se hizo bien en rechazar 413. Además de ello el modelo posee una especificidad de 95.37% es decir que de los 6956 no morosos 6634 fueron aceptados. Como bien se mencionó el modelo en general tiene el mejor ajuste posible dado que de las 8119 observaciones 7047 fueron bien clasificadas. Además, se desprenden ratios adicionales que muestran el correcto ajuste del modelo Tal como el valor predictivo positivo de 56.16% que muestra los resultados correctamente rechazados que iban a ser morosos de haber sido aceptados. El valor predictivo negativo que vendría a ser el valor de porcentaje de los aceptados que efectivamente fueron no morosos y que significarían un ahorro para las entidades financieras el cual es de 89.84%. El falso ratio positivo para no morosos observados representa el porcentaje de no morosos observados perdidos con la discriminación el mismo que fue mínimo dado que solo representa el 4.63% del total de observaciones. De la misma forma el ratio falso positivo para morosos observados establece que del 100% de morosos observados solo se aceptó el 64.50% con el punto de corte. Por otro lado, el falso ratio positivo para morosos predichos de 43.84% muestra el porcentaje de no morosos observados rechazados del total de rechazados. Y por último el falso ratio positivo para no morosos predichos fue de 10.16%, es decir que del total de 7384 aceptados 750 fueron morosos efectivamente. Con todo ello se observa el buen ajuste que tiene el modelo.



#### 4.1.5. Validación del modelo usando el cuadro de discriminación

Además de este porcentaje se obtuvo la curva ROC donde se puede observar que el modelo tiene un buen ajuste dado que la curva se aproxima al extremo superior izquierdo, así mismo el área acumulada bajo la curva ROC es de 74.24% valor que según la tabla de Hosmer (2000) correspondería a una discriminación de tipo aceptable, indicando un elevado porcentaje de sujetos correctamente clasificados por el modelo elegido.

Mediante la relación del coeficiente de Gini y la curva ROC, y específicamente con el área bajo la curva ROC, se tiene que el coeficiente de Gini para este modelo es de 48.48%, dado que el coeficiente de Gini es dos veces el área bajo la curva ROC menos una unidad, y siendo el área bajo la curva ROC de 74.24% el resultado es el antes mencionado.

Cabe resaltar que el Coeficiente de Gini compara el porcentaje de los clientes buenos contra el porcentaje de los clientes malos en los mismos intervalos, calculando un único valor que representa el poder de discriminación. El modelo presenta un Coeficiente de Gini de 48.48% el cual según el criterio de Simbaqueba se considera aceptable, pues se sugiere valores mayores a 35% - Simbaqueba, (2004), dicho indicador de concentración mide el modelo y apoya el resultado obtenido, dado que sugiere tener una concentración eficaz.

##### a. Resultados de McFadden

Aplicando el comando “fitstat” el software Stata 14.0 se obtiene el valor de un R2 de McFadden de 14%, que según la recomendación de Bateman et. Al. (2002) se encuentra por encima del 10% y se considera como modelo de buen ajuste.

##### b. Resultado de la Segunda Hipótesis Específica

La segunda hipótesis específica planteada: **“La adecuada categorización del riesgo de impago de los solicitantes de créditos permitirá manejar decisiones eficientes logrando reducir la tasa de morosidad en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito”** es aceptada o no se puede rechazar ya que como se esperaba el resultado de una mejor categorización del riesgo de los beneficiarios permite una reducción de la tasa de morosidad de 14.36% a 10.16%,

dado el establecimiento de un *cut off* de 28.00% en términos nominales lo que se logró es que del total de los 1163 morosos del universo con este punto de aceptación solo 750 debieron haber sido aceptados, ahorrándose el perjuicio de 413 morosos, en cambio los no morosos que en total fueron 6956 solo 6634 debieron ser aceptados. El modelo acertó con 7047 casos de 8119.

#### 4.1.6. Cálculo de las Pérdidas Esperadas

Siguiendo la metodología de simulaciones de Montecarlo del *Value at Risk* planteada en Basilea ii (2004) se determinó la pérdida esperada, se consideró la probabilidad de ocurrencia de morosidad (PD) la misma que fue determinada en el *Credit Scoring*, además de ello se consiguió la exposición si hubiera incumplimiento (EAD) para cada beneficiado siendo este el monto del préstamo que no se había pagado en el momento de la ocurrencia de morosidad, además se tuvo en cuenta la severidad o pérdida si hubiera incumplimiento (LGD) se usó como parámetro estándar el valor de 50% para fines prácticos dada la sugerencia del banco BBVA Continental en su informe financiero (2010) de tal forma que el monto que no se podría recuperar por cada usuario en morosidad sería solo el 50% del total del monto en mora, así mismo se consideró un beta del factor del valor del activo crediticio “w” de 0.3 para todos los beneficiarios de la muestra, cabe resaltar que este es un valor propio del modelo, se utilizó la inversa normal estándar de la probabilidad de ocurrencia del evento para hallar el valor mínimo del activo crediticio para que haya incumplimiento “d”, para dicha fórmula fue necesario el cálculo del factor Z normal estándar el mismo que se determinó mediante el software *@Risk* el cual fue de -0.6418 aproximadamente, además de ello se calculó el valor del error normal estándar para cada observación, finalmente se determinó el cálculo del valor del activo crediticio “Ai” para todos los beneficiarios de la siguiente manera, se ejemplificará para el primera valor de la población:

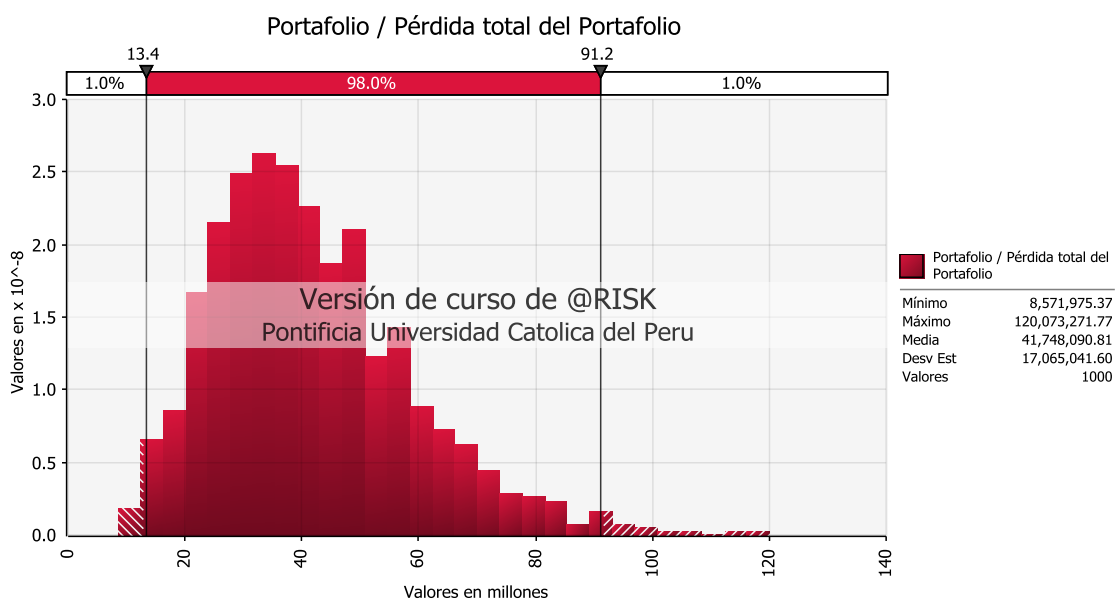
$$A_1 = 0.3 * -0.6418 + \sqrt{1 - 0.3^2} * -1.19$$

$$A_1 = -1.3277$$

$$Z \sim N(0,1), \varepsilon_i \sim N(0,1), \forall i$$

Además de ello se comparó dicho resultado con el valor mínimo de que haya incumplimiento “d” asociado a dicha observación el cual era de 1.35, dado que 1.35 es mayor a -1.32 se consideró como pérdida, en caso contrario no se hubiera considerado. Se realizó el mismo procedimiento con todos los valores considerados en el Anexo N° 06, finalmente se sumó todos los valores que cumplen con esta diferencia y se obtuvo el valor de la pérdida esperada para toda la cartera de créditos, sin antes aclarar que se pidió que el software @Risk hiciera mil iteraciones para obtener el resultado promedio de dicha sumatoria siendo la misma S/. 41,748,090.81 soles, en un intervalo de confianza de 98%.

El mismo procedimiento se realizó ahora sin considerar a los 735 créditos que no fueron aprobados según el *cut off* determinado, trabajando esta vez con 7384 créditos y con un factor Z determinado por el @Risk de -1.0943. Resultando finalmente una pérdida esperada promedio de S/. 28,720,393.41 soles, con las mismas iteraciones, tal como se muestra en el Anexo N° 07.

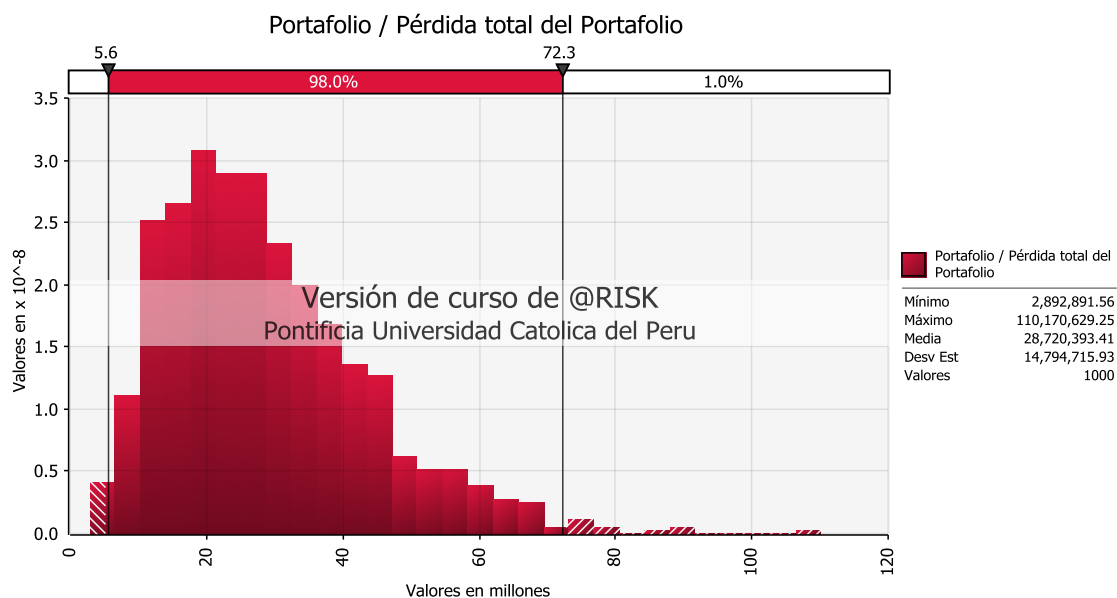


**Figura 7: Histograma de Pérdidas con las 8119 observaciones**

FUENTE: Elaboración propia – Software @Risk

A un 98% de probabilidad (Intervalo de confianza) la pérdida del portafolio va a estar entre el valor mínimo de S/. 8,571,975.37 soles y el valor máximo de S/. 120,073,271.77 soles. La pérdida esperada promedio para las 8119 observaciones es de S/. 41,748,090.81 soles.

Además de ello se puede obtener el valor en riesgo del crédito, es decir la pérdida que no se lograría controlar o como bien se conoce en esta metodología el Credit CVaR 99% que para la cartera con la nueva población sería de S/. 91,241,564.64 soles.



**Figura 8: Histograma de Pérdidas con las 7384 observaciones**

FUENTE: Elaboración propia – Software @Risk

En cambio, con las 7384 observaciones seleccionadas, con un 98% de probabilidad de Intervalo de confianza la pérdida del portafolio va a estar entre el valor mínimo de S/. 2,892,891.56 soles y el valor máximo de S/. 110,170,629.25 soles.

Siendo la pérdida esperada promedio para las 7384 observaciones es de S/. 28,720,393.41 soles. Además de ello se obtuvo el valor en riesgo del crédito, o el *Credit CVaR 99%* que para la cartera con la nueva población fue de S/. 72,274,999.15 soles.

Como se puede apreciar en la siguiente tabla ha habido una reducción notable de la pérdida esperada de la cartera de créditos a todo nivel.

**Tabla 12: Comparación de Resultados @Risk**

	<b>8119</b>	<b>7384</b>	<b>Variación</b>
	<b>Observaciones</b>	<b>Observaciones</b>	
Mínimo	8,571,975	2,892,892	5,679,084
Máximo	120,073,272	110,170,629	9,902,643
Media	41,748,091	28,720,393	13,027,697
Moda	31,190,147	12,139,776	19,050,371
Mediana	38,948,462	26,194,598	12,753,864
Desv Est	17,065,042	14,794,716	2,270,326
Credit VaR 99%	91,241,565	72,274,999	18,966,565

FUENTE: Elaboración Propia - @Risk 7.5

### **Resultado de la Tercera Hipótesis Específica**

Con esto se puede dar respuesta a la tercera hipótesis específica: “El valor de la pérdida esperada de la cartera de créditos hipotecarios financiados por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito se ve reducida, después del establecimiento del punto de corte”, la pérdida esperada promedio obtenida con los 8119 prestatarios fue de S/. 41,748,090.81 soles, en cambio al hacer la discriminación considerando el *cut off* de 28%, se restringió el préstamo a 735 personas, resultando una nueva pérdida esperada promedio de S/. 28,720,393.41 soles, lo que significa una reducción de S/. 13,027,697.40 soles en promedio. En tal sentido se acepta la tercera hipótesis específica planteada o no se puede rechazar la misma.

### **Resultado de la Hipótesis General**

Finalmente, de la hipótesis general: “**El valor de la pérdida esperada se reduce como resultado de una menor tasa de morosidad y mejora en la calidad crediticia**”. Después del cálculo del *cut off* de 28% se obtuvo de los 7384 prestatarios aceptados una relación de morosos respecto del total de 10.37%, tasa que como se vio en la validación de la segunda hipótesis específica se vio reducida, pues la tasa de morosidad de los 8119 prestatarios era de 14.36%, y en consecuencia la pérdida esperada se redujo de S/. 41,748,090.81 soles a S/. 28,720,393.41 soles, lo que significó una reducción promedio de 31.21%, que en términos monetarios es de S/. 13,027,697.40 soles para las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, tal como se vio en la validación de la tercera hipótesis específica. Con lo que se puede afirmar que la hipótesis general de esta investigación es aceptada o no se puede rechazar.

## 4.2. Discusión de resultados

La literatura sobre medición de riesgo de impago y estimación de pérdidas esperadas basándose en las técnicas de score y valuación de pérdidas esperadas en el Perú son escasas y las existentes centran sus esfuerzos en Lima Metropolitana, es en el ámbito internacional donde se puede encontrar investigaciones en mayor cantidad. Dentro de las mismas se muestra una característica en común, la depuración de variables, pues es muy visto que la mayoría de investigaciones partan de la consideración de un buen número de variables explicativas, y con forme avanzan sus pruebas se quedan con unas pocas. Como se vio esta investigación tampoco fue la excepción, dado que se partió de diecisiete variables y se terminó con un modelo de siete variables. Considerando su depuración bajo el criterio de *p value* individual; pese a que la afirmación de Bateman et. Al (2002) quien sostiene que un modelo es bueno en términos generales si tiene un pseudo  $R^2$  de McFadden mayor a diez por ciento, el mismo que para la primera regresión logística era de 13.98%, superior a dicho criterio, sin embargo, el *pseudo R2* encontrado con las siete variables tiene mayor relevancia (14%) lo cual afirmaría la elección del segundo modelo.

Las relaciones obtenidas con las siete variables tanto las financieras como las sociales van acorde a la teoría de *credit scoring*; dentro de las variables en común con las otras investigaciones, se puede debatir con lo encontrado por Rayo (2008), pues en ambos casos se consideró a la variable garante como una variable significativa, sin embargo el resultado encontrado por Rayo indica que al tener garante el prestatario tiene menor probabilidad de caer en morosidad, sin embargo en estudios como el de Arenas (2012) donde también se consideró dicha variable se encuentra que al haber tenido que conseguir un aval para acceder al préstamo, indica que no se pudo acceder al préstamo por el record crediticio individual, es decir que al tener que acceder mediante la garantía de otro medio, ello tiene un impacto positivo en la morosidad, el resultado obtenido por Arenas va en la misma línea a lo obtenido en esta investigación.

La elección del punto de corte, es otro punto a discutir, pues como bien se ha mencionado existen diferentes métodos de elección, ya sea por la determinación mediante un cálculo matemático o elegido como valor constante bajo el criterio del investigador, se considera

necesario la elección de un punto de corte que vaya de la mano con la estimación de la pérdida o ganancia que esta genera respecto a la utilidad de la empresa, tal como se ha hecho en esta investigación, pues si no se tiene claro la pérdida esperada de la cartera, el juicio del sectorista o funcionario de la empresa podría ser erróneo, pues se estaría otorgando un crédito a alguien que no lo merece o peor aun negándolo a un cliente potencial.

Referente a lo obtenido en la medición de la pérdida esperada, habría que señalar puntualmente, que, pese a que es común que diferentes autores tomen para el cálculo a la severidad como una constante de 50% dentro del cálculo matemático del VaR, habría que hacer el esfuerzo de poder aproximar dicho parámetro a las diferentes realidades de la cartera de préstamos o empresa en general. Si bien es cierto se usa para simplificar el análisis en investigaciones donde se analiza una sola institución, pero para investigaciones como esta donde se toma más de una entidad, lo más recomendable sería aproximar el valor a la realidad de cada entidad o hacer un promedio para el cálculo total.

A pesar de ello el modelo VaR como método de medición de pérdida esperada es muy aceptado y respetado por los investigadores hoy en día, tal como se vio en la revisión de la literatura. Sin embargo también tiene sus críticas, y una de ellas es la afirmada por Artzner et al.(1999) citado en Alonso y Semaan (2009) quien dice que el modelo VaR, pese a su amplia aceptación, no es bueno para la estimación del riesgo, pues sostiene su análisis en el supuesto de que el riesgo tiene una distribución elíptica como una distribución normal, y que como es sabido el comportamiento de todo agente económico no necesariamente lleva un patrón, este puede ser aleatorio según sea la coyuntura económica, pues existen consumidores adversos y propensos al riesgo, finalmente el autor sostiene que el VaR podría dar resultados contradictorios e incluso adversos a los reales. Particularmente en esta investigación se debate ello, dado que, si bien es cierto lo afirmado por Artzner, que uno de los supuestos sobre los que descansa el modelo es la distribución normal de los errores, se ha demostrado que al usar simulaciones de Montecarlo mediante el software @Risk dicho efecto se reduce con el procedimiento de la simulación dadas las iteraciones que el cálculo implica.

Por último, se puede hacer comparaciones respecto a dos investigaciones en particular que miden su eficacia abiertamente y usan indicadores en común que miden el ajuste de los modelos a las realidades en estudio respectivamente, tal es el caso de Castillo (2007) y Rayo et. Al. (2010), particularmente el modelo de Castillo arroja un coeficiente de Gini de 0.4265 haciendo el cálculo respectivo de AUC (área bajo la curva ROC) se tiene un área bajo la curva de 0.7133. De la misma manera Rayo et. Al. Obtuvo un coeficiente de Gini de 0.718 y un AUC de 0.859. Comparativamente entre dichas investigaciones se tiene que el modelo utilizado por Rayo et. Al. Tiene mejor ajuste y mayor poder de explicación. Adicionalmente se puede comparar con los resultados obtenidos en la presente investigación siendo los mismos de 0.4848 para el coeficiente de Gini y un AUC de 0.7424. Si bien los resultados obtenidos son concluyentes, siendo superiores a los de Castillo, no llegan a ser tan satisfactorios como los de Rayo, habría que seguir mejorando la significancia del modelo mediante el acceso a otro tipo de variables y un análisis longitudinal.



## V. CONCLUSIONES

1. Con el modelo de regresión logística se comprobó que existe relación causalidad entre la calidad crediticia del prestatario de préstamo hipotecario con su perfil y comportamiento evaluado para el año 2016. Dado que se demostró la relación de causalidad entre la morosidad en los préstamos hipotecarios financiados por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito y la calificación que le otorga la SBS, ser de Lima, si tuvo que presentar un aval para acceder al préstamo, el monto de la remuneración dependiente que percibe, si presenta morosidad en algún crédito obtenido gracias a un aval, si presenta morosidad en algún préstamo de tipo microempresa y si presenta mora en dicho préstamo, más no se puede afirmar que las dieciséis variables iniciales determinen la morosidad de los prestatarios.
2. Se comprueba que usando el *cut off* de 28% se logra una adecuada categorización del riesgo de impago de los prestatarios de créditos permitiendo manejar decisiones eficientes de clasificación, generando una reducción de la tasa de morosidad en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito de 14.32% a 10.16%.
3. Se comprobó que después del establecimiento de un punto de corte eficiente se logra reducir la pérdida esperada de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.
4. Finalmente se concluye que el valor de la pérdida esperada se reduce como resultado de una menor tasa de morosidad y mejora en la calidad crediticia, en promedio S/. 13,027,697.40 soles, de tal forma se confirma que la decisión de restringir el crédito a 735 personas sería eficiente, siendo esto lo que se buscaba demostrar.

## VI. RECOMENDACIONES

1. Una vez realizado la clasificación de los beneficiarios entre morosos y no morosos, en tanto a los morosos se refiere se recomienda examinar el monto del préstamo hipotecario, los días de mora de dicho préstamo y la antigüedad de la calificación del prestatario, dado que estos podrían no ser tan graves, teniendo en cuenta la holgura del modelo, para estos casos se sugiere seguir el criterio del funcionario del banco y/o continuar con la investigación en las centrales de riesgo, tal como bien lo señalan Schreiner(1999), Bambino (2005), Ochoa (2010) y Arenas (2012) en sus respectivas investigaciones.
2. La herramienta *credit scoring* sirve para complementar la labor del funcionario más no para reemplazarla, incluso se podría estimar o definir un umbral de revisión para que entre el juicio del funcionario.
3. Tener en cuenta las variables recomendadas para un *credit scoring* adecuado, en tal sentido este tipo de investigaciones en específico se deben realizar de la mano de las entidades involucradas, dado lo delicado que es información de este tipo y la dificultad de conseguir data relevante.
4. Con respecto a la elección del punto de corte como bien se había mencionado es recomendable, hacer un contraste de lo posible a rechazar, usando métodos de estimación de pérdidas dado que si se rechaza indiscriminadamente se podría estar dejando de ganar beneficios para la empresa.
5. Referente al cálculo de la pérdida esperada, se recomienda tener un porcentaje real de la severidad para cada caja municipal dado que el suponer un 50% para todas las

entidades podría limitar el resultado de esta investigación, así como también el uso de otras constantes.

6. Finalmente se recomienda hacer una investigación de tipo longitudinal contrastando la situación moratoria de los préstamos hipotecarios financiados por las cajas de ahorro y crédito vistos en esta investigación, a fin de cuentas, de comparar los resultados históricos de la morosidad, vistos en esta investigación de tipo corte transversal que solo estudia a quienes son o no son morosos durante un momento dado en el tiempo.

## VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alfaro S. J. (2010). Modelo de *Credit Scoring*, para la emisión de tarjetas de crédito aplicado a un banco en el Perú utilizando Regresión Logística”. Universidad Nacional Agraria La Molina. 15p.
- Alonso J. & Berggrun L. (2008). Introducción al análisis de riesgo financiero. Colombia. Serie Ciencias Administrativas y Económicas. Universidad Icesi. Colección Discernir. 267p.
- Alonso J. & Semaán P. (2009). Cálculo del Valor en Riesgo y Pérdida Esperada mediante R: Empleando modelos con volatilidad constante. 15p.
- Arenas M., Boccardi P. & Piñeyra I. (2012). *Credit Scoring*: Evaluación del riesgo crediticio de la cartera de microcreditos de una institución financiera en Uruguay. Uruguay.107p.
- Bambino, C. (2005). Prestar como locos y obtener beneficios: ¿Es realmente posible? (Un análisis *logit* multinomial para los determinantes del comportamiento de pago de una cartera de consumo). Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales. Ecuador. 117 p.
- Seddigheh A., Khalid A. R. & Khademfar M. (2013) Choice Modelling Stated Preference Valuation Technique in Perhentian Island Marine Park Environmental Goods. Malasia. 183p.

- Bateman, I. J., Carson, R. T., Day, B., Hanemann, M., Hanley, N., Hett, T., Jones-Lee, M., Loomes, G., Mourato, S., Özdemiroğlu, E., Pearce, D. W., Sugden, R., & Swanson, J. (2002). *Economic valuation with stated preference techniques: a manual*. Edward Elgar Publishing, Inc. USA.
- Bazerque, J. & Sander, J. (2011). Un modelo para el cálculo de la pérdida esperada en una cartera de préstamos hipotecarios. Banco Central de Uruguay. Uruguay.17p.
- BBVA. (Banco Bilbao Vizcaya Argentaria) España (2010). Informe Financiero 2010.<<http://accionistaseinversores.bbva.com/TLBB/micros/informes2010/es/Gestiondelriesgo/Perdidasesperadas.html>>.
- Benston, G. & Wall, L. (2005). *How Should Banks Account for Loan Losses?* Estados Unidos. 20p
- Billiton R, Gan L (1991), “Use of Montecarlo Simulation in Teaching Generating Capa city Adequacy Assessment”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, No.4. p. 1571-1577.
- BIS. (*Bank for International Settlements*). Suiza. (2006). *Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework. Press & Communications* CH-4002. Basilea, Suiza. 347p.
- Bonás, A.; Llanes, M.; Usón, I. & Veiga N. (2007). Riesgo de Crédito Amenaza u oportunidad. Análisis e implementación de los *credit default* SWAPS. España. 93p.
- Cabrera, A. (2014). “Diseño de *Credit Scoring* para evaluar el riesgo crediticio en una entidad de ahorro y crédito popular”. Mexico.123p.

- Castillo, J. G. & Brborich W.(2007). Los Factores Determinantes de las Condiciones de Pobreza en Ecuador: Análisis Empírico en Base a la Pobreza por Consumo. Ecuador. 43-47.
- Diallo, B. (2006). *Un modele de 'Credit Scoring' pour une institution de microfinance. África: el caso de Nyèsigiso en Mali.* Recuperado de <[http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/06/91/63/PDF/s16\\_05\\_06diallo.pdf](http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/06/91/63/PDF/s16_05_06diallo.pdf)>.
- Freixas, X. & Rochet, J. (1998). *Microeconomics of Banking.* Inglaterra. 312p
- Garcia, R. (2005). Optimización del Condicional Value at Risk: Aplicación a las Compañías de Seguros en Chile. Chile. 84p.
- Gutiérrez Girault, M.A. (2007). Modelos de Credit Scoring - Qué, Cómo, Cuándo y Para Qué. Argentina. 31p.
- Hanley J.A., McNeil B.J. (1982). The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology.* 143: 29-36
- Hernández, C. F., & Quispe, L. F. (2014). Sistema de credit scoring para minimizar el riesgo crediticio en la cartera pyme de la Cooperativa de Ahorro y Credito Leon XIII (Tesis parcial). Universidad Privada del Norte.
- Hosmer, D. W. y L. S. (2000). *Applied Logistic Regression.* John Wiley & Sons, Inc., segunda edición.
- Hoggarth,G. ; Sorensen,S. y Zicchino, L.(2009). *Stress tests of UK banks using a VAR approach.* Inglaterra.44p.

- Huppi, M. & Feder, G. (1990). The Role of Groups and Credit Cooperatives in Rural Lending. The World Bank Research Observer, vol. 5 Inglaterra. 204p.
- Ibarra, D. (2004). El buen uso del dinero. Editorial Limusa. Mexico. 329p.
- Kleimeier, S., & Dinh, T. (2007). A Credit Scoring Model for Vietnam's Retail Banking Market. International Review of Financial Analysis, 16(5), 471-495.
- Lorenz, M.C. (1905). "Métodos de medición de la concentración de riqueza". Publicaciones de la American Statistical Association, 209-219.
- MiVivienda. (2016). Boletín estadístico junio 2016. Oficina de Planeamiento, Prospectiva y Desarrollo Organizativo. Fondo MiVivienda. Perú. 36p
- Novales, A. (2016). Modelos vectoriales autoregresivos (VAR). Universidad Complutense. 41p.
- Ochoa, J.; Galeano, W. y Agudelo, L. (2010). Construcción de un modelo de *scoring* para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera. Coofinep Cooperativa Financiera. Perfil de Coyuntura Económica No. 16. Universidad de Antioquia. Colombia. p. 191-222.
- Orsini N. (2004). Tutorial Stata help for rocss <[http://nicolaorsini.altervista.org/stata/tutorial/r/tu\\_rocss.htm](http://nicolaorsini.altervista.org/stata/tutorial/r/tu_rocss.htm)>-
- Perez D., Salas V., & Saurina J. (2006). Earnings and Capital Management in Alternative Loan Loss Provision Regulatory Regimes, Working Paper, Banco de España. 33p.

- Rayo, S.;Lara, J. & Blasco, D. (2010). Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II. España.Universidad de Granada.36p.
- Reinke, J. (1998). How to Lend Like Mad and Make a Profit: A Micro-Credit Paradigm Versus the StartUp Fund in South Africa. *Journal of Development Studies*, 34(3), 44-61.
- Rocabado, J. R., Flores. C. E., Vargas, J. D. y Peradotto, P. R. (2007). Una aplicación del modelo regresión logística en la predicción del rendimiento estudiantil. *Estudios Pedagógicos XXXIII*, 2,101-120.
- Simbaqueba, L. (2004). ¿Qué es scoring? Una visión práctica de la gestión del riesgo de crédito. Bogotá. Inf. téc., Instituto del Riesgo Financiero.
- Schreiner, M. (1999). *A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia. Microfinance Risk Management and Center for Social Development, Washington University in St. Louis*. Recuperado de <<http://info.worldbank.org/etools/docs/library/128753/Scoring%20Model%20Costly%20Arrears%20Bolivia.pdf>>.
- Sharma, M. & Zeller M. (1997). *Repayment performance in group-based credit programs in Bangladesh: An empirical analysis. World Development* 25 (10): 1798-1815.
- Stiglitz J. & Weiss A. (1981). *Credit Rationing in Markets with Imperfect Information. The American Economic Review. Volume* 71. 393 -410p.
- Tello V. (2011). Regresión logística: Una aplicación a la calificación y gestión de riesgo de crédito. Perú. 24-27, 58-59.



- Viganò, L. (1993). *A Credit-Scoring Model for Development Banks: An African Case Study*. *Savings and Development*, 17(4), 441-482.
- Vogelgesang, U. (2003). *Microfinance in Times of Crisis: The Effects of Competition, Rising Indebtness, and Economic Crisis on Repayment Behaviour*. *World Development*, 31(12), 2085-2114.
- Wiginton, J. C. (1980). *A Note on the Comparison of Logit and Discriminant Models of Consumer Credit Behavior*. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 15(3), 757-770.

## VIII. ANEXOS

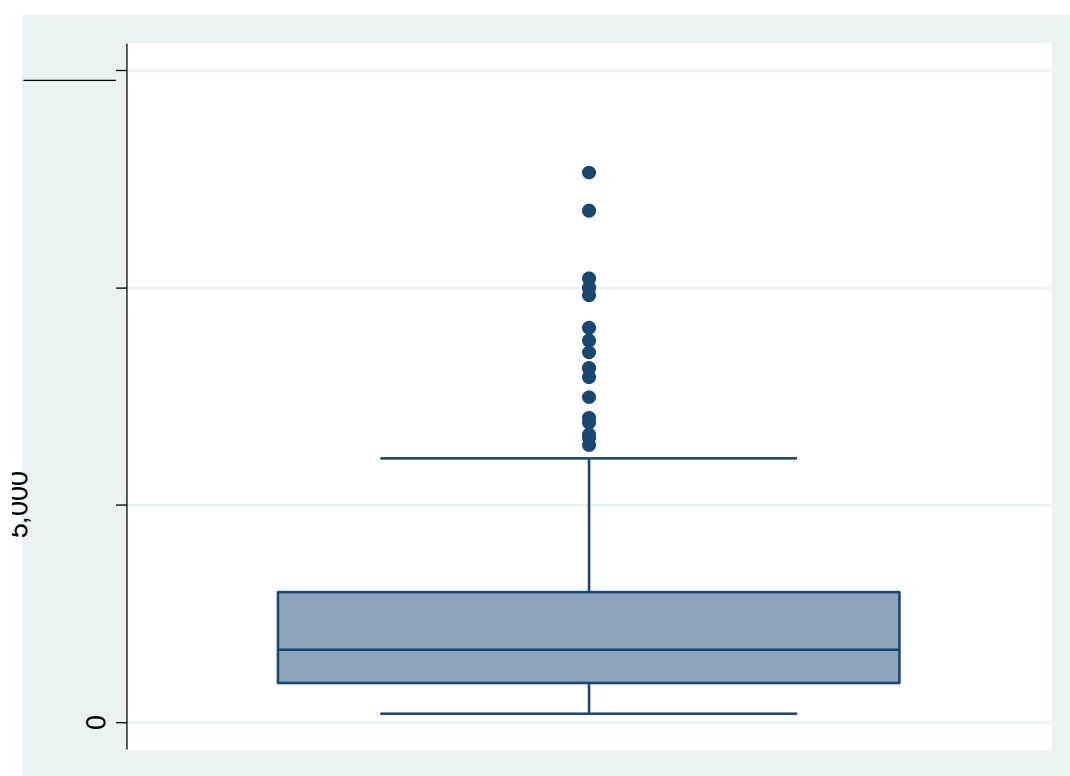
**ANEXO 1: Tabla de crecimiento de la morosidad de la cartera hipotecaria del sistema financiero peruano**

<b>Numero de Meses</b>	<b>Tasa de Morosidad Créditos Hipotecarios (%)</b>	<b>Fecha</b>
1	1.33	diciembre 2014
2	1.37	enero 2015
3	1.36	febrero 2015
4	1.43	marzo 2015
5	1.47	abril 2015
6	1.46	mayo 2015
7	1.51	junio 2015
8	1.53	julio 2015
9	1.58	agosto 2015
10	1.59	septiembre 2015
11	1.61	octubre 2015
12	1.65	noviembre 2015
13	1.66	diciembre 2015
14	1.77	enero 2016
15	1.78	febrero 2016
16	1.83	marzo 2016
17	1.92	abril 2016
18	2.02	mayo 2016
19	2.00	junio 2016
20	2.00	julio 2016
21	2.11	agosto 2016
22	2.14	septiembre 2016
23	2.18	octubre 2016
24	2.32	noviembre 2016
25	2.27	diciembre 2016

FUENTE: FMV- Boletín Estadístico Enero 2017

## ANEXO 2: Gráfico de caja de los ingresos dependientes

Se observa en el gráfico de caja los valores en soles de los ingresos de los beneficiarios, se observa también que fuera del gráfico se encuentran más de diez valores atípicos o *outliers* que escapan de la media muestral, es por ello que se tomó la decisión de tomar el logaritmo neperiano para la normalización de ingresos.



FUENTE: Elaboración propia - STATA14

**ANEXO 3: Tabla de simulación de resultados bajo cien cut off diferentes desde 0% hasta 100%**

Usando el comando “rocss mora\_hip p, ncut (100) gr” se obtiene la siguiente información en el Stata 14, de la sensibilidad, especificidad, los morosos rechazados, la correcta clasificación del modelo y el área total debajo de la curva ROC.

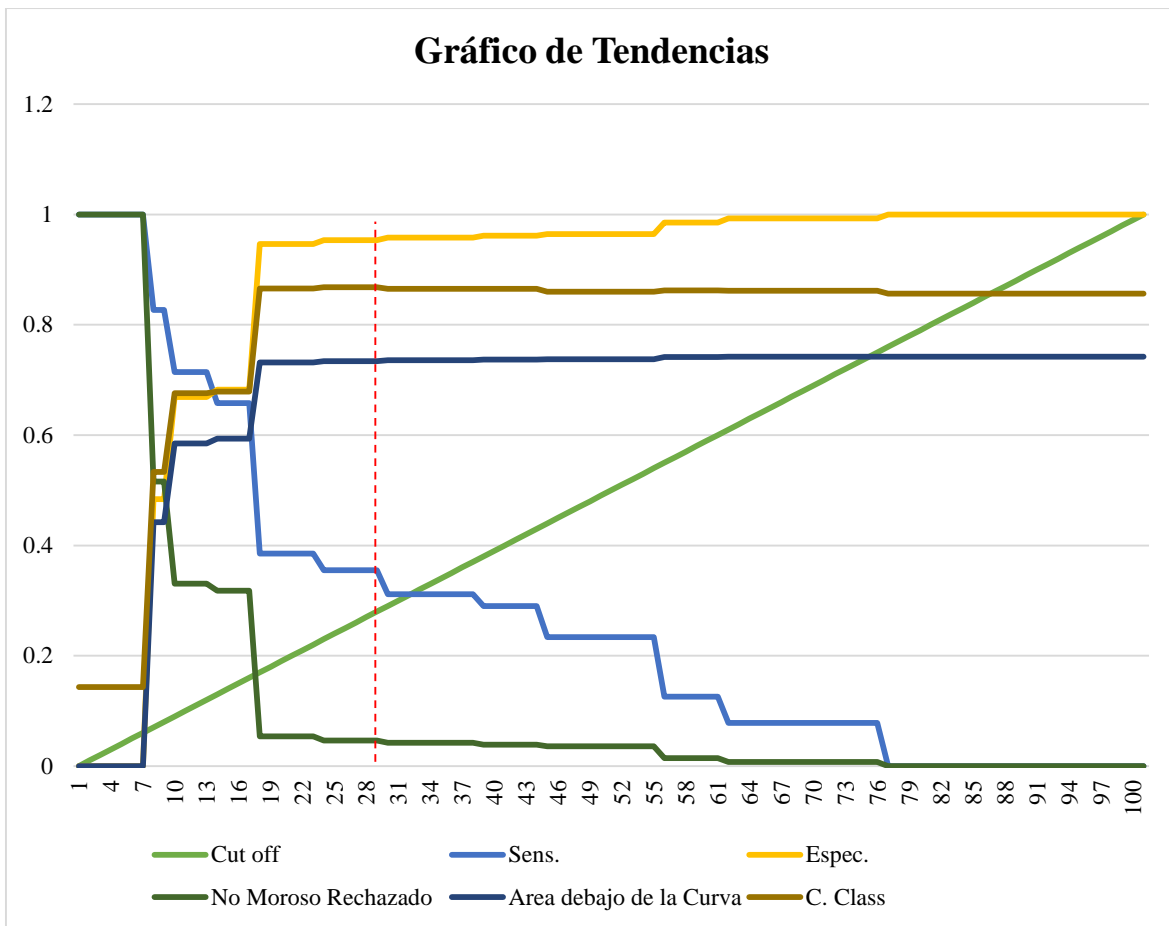
Nro.	Cut off	Sens.	Espec.	No Moroso Rechazado	Correcta Clasificación	Area debajo de la Curva
1	0	100.00%	0.00%	100.00%	14.3211	0.00%
2	0.01	100.00%	0.00%	100.00%	14.3211	0.00%
3	0.02	100.00%	0.00%	100.00%	14.3211	0.00%
4	0.03	100.00%	0.00%	100.00%	14.3211	0.00%
5	0.04	100.00%	0.00%	100.00%	14.3211	0.00%
6	0.05	100.00%	0.00%	100.00%	14.3211	0.00%
7	0.06	100.00%	0.00%	100.00%	14.3211	0.00%
8	0.07	82.68%	48.41%	51.59%	53.3168	44.22%
9	0.08	82.68%	48.41%	51.59%	53.3168	44.22%
10	0.09	71.43%	66.93%	33.07%	67.5759	58.49%
11	0.1	71.43%	66.93%	33.07%	67.5759	58.49%
12	0.11	71.43%	66.93%	33.07%	67.5759	58.49%
13	0.12	71.43%	66.93%	33.07%	67.5759	58.49%
14	0.13	65.80%	68.23%	31.77%	67.8859	59.38%
15	0.14	65.80%	68.23%	31.77%	67.8859	59.38%
16	0.15	65.80%	68.23%	31.77%	67.8859	59.38%
17	0.16	65.80%	68.23%	31.77%	67.8859	59.38%
18	0.17	38.53%	94.65%	5.35%	86.6088	73.16%
19	0.18	38.53%	94.65%	5.35%	86.6088	73.16%
20	0.19	38.53%	94.65%	5.35%	86.6088	73.16%
21	0.2	38.53%	94.65%	5.35%	86.6088	73.16%
22	0.21	38.53%	94.65%	5.35%	86.6088	73.16%
23	0.22	38.53%	94.65%	5.35%	86.6088	73.16%
24	0.23	35.52%	95.36%	4.62%	86.7946	73.41%
25	0.24	35.50%	95.36%	4.62%	86.7946	73.41%
26	0.25	35.50%	95.36%	4.62%	86.7947	73.42%
27	0.26	35.50%	95.37%	4.62%	86.7947	73.42%
28	0.27	35.50%	95.37%	4.62%	86.7947	73.43%
29	0.28	35.50%	95.37%	4.63%	86.7949	73.43%
30	0.29	31.17%	95.80%	4.20%	86.5468	73.57%
31	0.3	31.17%	95.80%	4.20%	86.5468	73.57%
32	0.31	31.17%	95.80%	4.20%	86.5468	73.57%
33	0.32	31.17%	95.80%	4.20%	86.5468	73.57%

34	0.33	31.17%	95.80%	4.20%	86.5468	73.57%
35	0.34	31.17%	95.80%	4.20%	86.5468	73.57%
36	0.35	31.17%	95.80%	4.20%	86.5468	73.57%
37	0.36	31.17%	95.80%	4.20%	86.5468	73.57%
38	0.37	31.17%	95.80%	4.20%	86.5468	73.57%
39	0.38	29.00%	96.16%	3.84%	86.5468	73.68%
40	0.39	29.00%	96.16%	3.84%	86.5468	73.68%
41	0.4	29.00%	96.16%	3.84%	86.5468	73.68%
42	0.41	29.00%	96.16%	3.84%	86.5468	73.68%
43	0.42	29.00%	96.16%	3.84%	86.5468	73.68%
44	0.43	29.00%	96.16%	3.84%	86.5468	73.68%
45	0.44	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
46	0.45	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
47	0.46	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
48	0.47	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
49	0.48	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
50	0.49	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
51	0.5	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
52	0.51	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
53	0.52	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
54	0.53	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
55	0.54	23.38%	96.45%	3.55%	85.9888	73.76%
56	0.55	12.55%	98.55%	1.45%	86.2368	74.14%
57	0.56	12.55%	98.55%	1.45%	86.2368	74.14%
58	0.57	12.55%	98.55%	1.45%	86.2368	74.14%
59	0.58	12.55%	98.55%	1.45%	86.2368	74.14%
60	0.59	12.55%	98.55%	1.45%	86.2368	74.14%
61	0.6	12.55%	98.55%	1.45%	86.2368	74.14%
62	0.61	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
63	0.62	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
64	0.63	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
65	0.64	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
66	0.65	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
67	0.66	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
68	0.67	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
69	0.68	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
70	0.69	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
71	0.7	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
72	0.71	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
73	0.72	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
74	0.73	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
75	0.74	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
76	0.75	7.79%	99.28%	0.72%	86.1748	74.21%
77	0.76	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
78	0.77	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
79	0.78	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%

80	0.79	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
81	0.8	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
82	0.81	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
83	0.82	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
84	0.83	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
85	0.84	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
86	0.85	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
87	0.86	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
88	0.87	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
89	0.88	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
90	0.89	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
91	0.9	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
92	0.91	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
93	0.92	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
94	0.93	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
95	0.94	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
96	0.95	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
97	0.96	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
98	0.97	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
99	0.98	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
100	0.99	0.00%	100.00%	0.00%	85.6789	74.24%
101	1	0.00%	100.00%	0.00%	8567.89%	74.24%

### ANEXO 4: Gráfico de Tendencias

Se hizo gráficos de los valores obtenidos en el anexo N° 03, para visualizar la tendencia y el punto óptimo donde se encuentra la máxima correcta clasificación.



FUENTE: Elaboración Própia

**ANEXO 5: Tabla de probabilidades de ocurrencia de la morosidad en el crédito hipotecario financiado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito**

Probabilidad de Ser Moroso de cada Individuo de la Población								
3.85%	5.91%	6.58%	7.19%	8.23%	12.70%	15.29%	18.91%	76.27%
4.30%	5.91%	6.58%	7.19%	8.23%	12.70%	15.29%	18.91%	76.29%
4.63%	5.91%	6.58%	7.20%	8.23%	12.70%	15.29%	18.91%	76.29%
4.72%	5.91%	6.58%	7.20%	8.23%	12.70%	15.29%	18.91%	76.45%
4.75%	5.92%	6.58%	7.20%	8.23%	12.70%	15.30%	18.92%	76.46%
4.78%	5.92%	6.58%	7.20%	8.23%	12.70%	15.31%	18.92%	76.46%
4.78%	5.92%	6.58%	7.20%	8.23%	12.70%	15.32%	18.92%	76.46%
4.79%	5.92%	6.58%	7.20%	8.23%	12.70%	15.32%	18.93%	76.46%
4.82%	5.92%	6.59%	7.20%	8.23%	12.70%	15.32%	18.94%	76.46%
4.87%	5.92%	6.59%	7.20%	8.23%	12.70%	15.33%	18.95%	76.46%
4.87%	5.92%	6.59%	7.20%	8.24%	12.72%	15.33%	18.98%	76.46%
4.89%	5.92%	6.59%	7.20%	8.24%	12.72%	15.34%	19.00%	76.46%
4.90%	5.92%	6.59%	7.20%	8.24%	12.72%	15.34%	19.05%	76.46%
4.91%	5.93%	6.59%	7.20%	8.24%	12.74%	15.34%	19.06%	76.68%
4.91%	5.93%	6.59%	7.21%	8.25%	12.75%	15.34%	19.06%	76.70%
4.95%	5.93%	6.60%	7.21%	8.25%	12.75%	15.34%	19.07%	76.71%
4.95%	5.93%	6.60%	7.21%	8.25%	12.76%	15.34%	19.07%	76.72%
4.96%	5.93%	6.60%	7.21%	8.25%	12.76%	15.35%	19.08%	76.82%
4.97%	5.93%	6.60%	7.21%	8.25%	12.77%	15.35%	19.08%	76.88%
4.98%	5.93%	6.60%	7.21%	8.25%	12.77%	15.35%	19.11%	76.89%
4.99%	5.93%	6.60%	7.21%	8.26%	12.77%	15.35%	19.11%	76.92%
4.99%	5.93%	6.60%	7.21%	8.26%	12.77%	15.35%	19.12%	76.94%
4.99%	5.93%	6.60%	7.22%	8.26%	12.77%	15.35%	19.19%	76.97%
4.99%	5.93%	6.60%	7.22%	8.27%	12.77%	15.36%	19.21%	77.01%
4.99%	5.93%	6.60%	7.22%	8.27%	12.78%	15.36%	19.21%	77.16%
4.99%	5.93%	6.60%	7.22%	8.27%	12.79%	15.36%	19.21%	77.18%
4.99%	5.93%	6.60%	7.22%	8.28%	12.80%	15.37%	19.24%	77.26%
4.99%	5.93%	6.60%	7.22%	8.28%	12.80%	15.38%	19.27%	77.27%
5.00%	5.93%	6.60%	7.23%	8.28%	12.81%	15.38%	19.29%	77.31%
5.01%	5.93%	6.60%	7.23%	8.28%	12.81%	15.38%	19.29%	77.40%
5.01%	5.93%	6.60%	7.23%	8.28%	12.81%	15.38%	19.31%	77.50%
5.02%	5.93%	6.60%	7.23%	8.28%	12.81%	15.38%	19.31%	77.56%
5.03%	5.93%	6.60%	7.23%	8.29%	12.82%	15.38%	19.32%	77.57%
5.03%	5.93%	6.60%	7.23%	8.29%	12.82%	15.39%	19.35%	77.63%
5.03%	5.93%	6.60%	7.23%	8.29%	12.82%	15.39%	19.38%	77.65%
5.03%	5.93%	6.60%	7.23%	8.29%	12.83%	15.39%	19.41%	77.83%
5.03%	5.93%	6.60%	7.23%	8.29%	12.83%	15.39%	19.43%	77.90%
5.04%	5.93%	6.60%	7.24%	8.29%	12.85%	15.40%	19.43%	77.96%
5.04%	5.93%	6.60%	7.24%	8.30%	12.87%	15.40%	19.44%	77.98%
5.05%	5.93%	6.60%	7.24%	8.30%	12.87%	15.41%	19.46%	78.00%



5.05%	5.93%	6.60%	7.24%	8.30%	12.87%	15.41%	19.49%	78.01%
5.05%	5.93%	6.60%	7.24%	8.31%	12.88%	15.41%	19.50%	78.05%
5.06%	5.93%	6.60%	7.24%	8.31%	12.90%	15.41%	19.50%	78.14%
5.06%	5.93%	6.60%	7.24%	8.31%	12.90%	15.41%	19.52%	78.15%
5.07%	5.93%	6.60%	7.24%	8.32%	12.91%	15.42%	19.55%	78.18%
5.07%	5.93%	6.60%	7.24%	8.32%	12.91%	15.42%	19.55%	78.28%
5.07%	5.93%	6.60%	7.24%	8.32%	12.91%	15.43%	19.56%	78.35%
5.09%	5.93%	6.60%	7.24%	8.32%	12.91%	15.43%	19.58%	78.52%
5.09%	5.93%	6.60%	7.24%	8.32%	12.92%	15.44%	19.59%	78.52%
5.10%	5.93%	6.60%	7.24%	8.32%	12.93%	15.44%	19.60%	78.54%
5.10%	5.93%	6.60%	7.24%	8.33%	12.94%	15.44%	19.62%	78.60%
5.10%	5.93%	6.60%	7.24%	8.33%	12.94%	15.45%	19.64%	78.78%
5.10%	5.93%	6.60%	7.24%	8.33%	12.95%	15.45%	19.64%	78.79%
5.10%	5.93%	6.60%	7.24%	8.33%	12.95%	15.45%	19.66%	78.98%
5.10%	5.93%	6.60%	7.24%	8.33%	12.95%	15.45%	19.67%	79.02%
5.10%	5.93%	6.60%	7.24%	8.33%	12.95%	15.45%	19.67%	79.07%
5.11%	5.93%	6.60%	7.24%	8.33%	12.96%	15.45%	19.67%	79.15%
5.12%	5.93%	6.60%	7.24%	8.34%	12.96%	15.46%	19.68%	79.29%
5.12%	5.93%	6.60%	7.24%	8.34%	12.96%	15.46%	19.68%	79.39%
5.12%	5.93%	6.60%	7.24%	8.35%	12.96%	15.46%	19.70%	79.45%
5.12%	5.93%	6.60%	7.24%	8.35%	12.96%	15.46%	19.74%	79.70%
5.12%	5.93%	6.60%	7.24%	8.35%	12.97%	15.46%	19.77%	79.70%
5.12%	5.93%	6.60%	7.24%	8.35%	12.97%	15.46%	19.79%	79.74%
5.12%	5.93%	6.60%	7.24%	8.35%	12.97%	15.46%	19.80%	79.82%
5.13%	5.93%	6.60%	7.24%	8.36%	12.97%	15.46%	19.82%	79.83%
5.13%	5.93%	6.60%	7.24%	8.36%	12.97%	15.46%	19.82%	79.84%
5.13%	5.93%	6.60%	7.24%	8.36%	12.97%	15.47%	19.83%	79.84%
5.13%	5.93%	6.60%	7.24%	8.36%	12.98%	15.47%	19.84%	79.95%
5.14%	5.93%	6.60%	7.24%	8.36%	12.98%	15.47%	19.85%	79.95%
5.14%	5.93%	6.60%	7.24%	8.36%	12.98%	15.48%	19.86%	79.95%
5.15%	5.93%	6.60%	7.24%	8.37%	12.98%	15.49%	19.87%	79.95%
5.15%	5.93%	6.60%	7.24%	8.37%	12.98%	15.49%	19.87%	80.11%
5.15%	5.93%	6.60%	7.24%	8.37%	12.98%	15.49%	19.89%	80.11%
5.15%	5.93%	6.60%	7.24%	8.37%	12.98%	15.50%	19.89%	80.11%
5.15%	5.93%	6.60%	7.24%	8.38%	12.99%	15.51%	19.89%	80.18%
5.16%	5.94%	6.60%	7.24%	8.38%	12.99%	15.51%	19.93%	80.42%
5.16%	5.94%	6.61%	7.24%	8.38%	13.00%	15.51%	19.93%	80.59%
5.16%	5.94%	6.61%	7.24%	8.38%	13.02%	15.51%	19.93%	80.83%
5.17%	5.94%	6.61%	7.24%	8.38%	13.03%	15.51%	19.94%	80.94%
5.18%	5.94%	6.61%	7.24%	8.38%	13.03%	15.51%	19.94%	81.01%
5.18%	5.94%	6.61%	7.24%	8.38%	13.04%	15.51%	19.94%	81.03%
5.18%	5.94%	6.61%	7.24%	8.38%	13.04%	15.52%	19.99%	81.03%
5.18%	5.94%	6.61%	7.24%	8.38%	13.04%	15.52%	19.99%	81.10%
5.19%	5.94%	6.61%	7.24%	8.38%	13.06%	15.52%	20.01%	81.41%
5.19%	5.94%	6.61%	7.24%	8.39%	13.06%	15.52%	20.02%	81.62%
5.19%	5.94%	6.61%	7.24%	8.39%	13.07%	15.52%	20.05%	81.62%

5.19%	5.94%	6.61%	7.24%	8.39%	13.07%	15.52%	20.06%	81.62%
5.19%	5.94%	6.61%	7.24%	8.39%	13.07%	15.52%	20.08%	81.77%
5.20%	5.94%	6.61%	7.24%	8.39%	13.09%	15.54%	20.08%	81.77%
5.20%	5.94%	6.61%	7.24%	8.39%	13.09%	15.54%	20.12%	81.79%
5.20%	5.94%	6.61%	7.24%	8.39%	13.09%	15.54%	20.14%	81.95%
5.20%	5.94%	6.61%	7.24%	8.40%	13.09%	15.54%	20.16%	82.58%
5.21%	5.95%	6.61%	7.24%	8.40%	13.09%	15.54%	20.16%	82.71%
5.21%	5.95%	6.61%	7.24%	8.41%	13.10%	15.54%	20.17%	83.13%
5.21%	5.95%	6.61%	7.24%	8.41%	13.10%	15.54%	20.17%	83.16%
5.22%	5.95%	6.61%	7.24%	8.41%	13.11%	15.54%	20.19%	83.22%
5.22%	5.95%	6.61%	7.24%	8.42%	13.12%	15.55%	20.21%	83.86%
5.22%	5.95%	6.61%	7.24%	8.42%	13.12%	15.56%	20.21%	84.02%
5.23%	5.95%	6.61%	7.24%	8.42%	13.12%	15.56%	20.21%	84.61%
5.23%	5.95%	6.61%	7.24%	8.42%	13.13%	15.56%	20.22%	84.61%
5.23%	5.95%	6.61%	7.24%	8.42%	13.13%	15.56%	20.24%	84.61%
5.23%	5.96%	6.61%	7.24%	8.42%	13.13%	15.56%	20.28%	84.61%
5.23%	5.96%	6.61%	7.24%	8.42%	13.13%	15.57%	20.29%	84.73%
5.23%	5.96%	6.61%	7.25%	8.42%	13.13%	15.57%	20.29%	84.75%
5.23%	5.96%	6.61%	7.25%	8.43%	13.14%	15.57%	20.29%	84.82%
5.23%	5.96%	6.62%	7.25%	8.43%	13.15%	15.59%	20.33%	85.83%
5.23%	5.96%	6.62%	7.25%	8.43%	13.15%	15.59%	20.33%	85.90%
5.23%	5.96%	6.62%	7.25%	8.44%	13.15%	15.59%	20.34%	86.13%
5.23%	5.96%	6.62%	7.25%	8.44%	13.16%	15.59%	20.34%	86.84%
5.23%	5.96%	6.62%	7.26%	8.44%	13.16%	15.59%	20.35%	86.93%
5.23%	5.96%	6.62%	7.26%	8.44%	13.16%	15.59%	20.42%	88.26%
5.24%	5.96%	6.62%	7.26%	8.44%	13.17%	15.60%	20.46%	
5.24%	5.96%	6.62%	7.26%	8.44%	13.17%	15.62%	20.46%	
5.24%	5.97%	6.62%	7.26%	8.44%	13.18%	15.62%	20.46%	
5.25%	5.97%	6.63%	7.27%	8.44%	13.18%	15.63%	20.46%	
5.25%	5.97%	6.63%	7.27%	8.44%	13.19%	15.63%	20.46%	
5.25%	5.97%	6.63%	7.27%	8.44%	13.19%	15.64%	20.46%	
5.25%	5.97%	6.63%	7.27%	8.44%	13.20%	15.64%	20.47%	
5.26%	5.97%	6.63%	7.27%	8.44%	13.20%	15.64%	20.47%	
5.26%	5.97%	6.63%	7.27%	8.45%	13.21%	15.64%	20.49%	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
5.90%	6.58%	7.19%	8.22%	12.68%	15.28%	18.91%	75.96%	
5.90%	6.58%	7.19%	8.22%	12.69%	15.28%	18.91%	76.09%	
5.91%	6.58%	7.19%	8.22%	12.69%	15.28%	18.91%	76.12%	
5.91%	6.58%	7.19%	8.22%	12.69%	15.28%	18.91%	76.13%	
5.91%	6.58%	7.19%	8.22%	12.70%	15.28%	18.91%	76.14%	
5.91%	6.58%	7.19%	8.23%	12.70%	15.28%	18.91%	76.15%	

**ANEXO 6 : Cálculo del valor de pérdida del portafolio de préstamos usando VaR,  
para el total de los 8119 beneficiarios**

Se hizo el cálculo de la pérdida esperada, usando la metodología VaR, mediante simulaciones de Montecarlo; cabe resaltar que lo que está de color rojo son los beneficiarios que no debieron haber sido aceptados y los de azul son los que si debieron ser aceptados.

			<b>Pérdida total esperada del portafolio</b>							<b>Pérdida total del Portafolio</b>
			<b>41,729,236</b>							<b>53,102,864</b>
<b>Prob.</b>	<b>LGD</b>	<b>EAD</b>	<b>Pérdida Esperada por crédito</b>	<b>w</b>	<b>d</b>	<b>A</b>	<b>Error (€)</b>	<b>Pérdida por cada crédito</b>	<b>Factor Z</b>	
5%	50%	165,648	4,011	0.3	1.66	0.65	0.88	-	-0.6418	
5%	50%	34,981	847	0.3	1.66	0.10	0.30	-		
5%	50%	33,610	814	0.3	1.66	-2.42	-2.34	16,805		
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
27%	50%	83003.29	11,380	0.3	0.60	0.45	0.82	-		
27%	50%	201715.7	27,657	0.3	0.60	-0.17	0.17	-		
27%	50%	77509.78	10,627	0.3	0.60	-0.13	0.21	-		
27%	50%	108425.9	14,866	0.3	0.60	-1.66	-1.39	54,213		
27%	50%	20866.39	2,861	0.3	0.60	1.08	1.47	-		
27%	50%	128816.5	17,662	0.3	0.60	1.22	1.62	-		
27%	50%	36,136	4,966	0.3	0.60	0.88	1.27	-		
27%	50%	51505.92	7,079	0.3	0.60	0.45	0.82	-		
27%	50%	73665.58	10,124	0.3	0.60	-0.77	-0.46	36,833		
27%	50%	47475.83	6,525	0.3	0.60	1.89	2.33	-		
27%	50%	69834.2	9,598	0.3	0.60	-0.51	-0.19	-		
27%	50%	52035.92	7,152	0.3	0.60	-0.59	-0.27	-		
27%	50%	96526.07	13,266	0.3	0.60	-0.79	-0.49	48,263		

27%	50%	58847.05	8,088	0.3	-	0.60	-0.17	0.17	-
27%	50%	23077.18	3,172	0.3	-	0.60	0.31	0.67	-
27%	50%	92299.33	12,685	0.3	-	0.60	-1.64	-1.38	46,150
27%	50%	33250.43	4,570	0.3	-	0.60	0.23	0.58	-
29%	50%	19,519	2,821	0.3	-	0.56	-0.03	0.17	-
29%	50%	81,557	11,786	0.3	-	0.56	-1.07	-0.92	40,779
30%	50%	134,871	20,093	0.3	-	0.53	-0.37	-0.18	-
30%	50%	43,567	6,491	0.3	-	0.53	-1.07	-0.92	21,784
30%	50%	81,103	12,083	0.3	-	0.53	-0.74	-0.57	40,552
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
86%	50%	418,442	180,934	0.3	1.10	0.41	0.63		209,221
86%	50%	39,755	17,190	0.3	1.10	-1.26	-1.12		19,877
86%	50%	40,402	17,470	0.3	1.10	-1.33	-1.19		20,201
86%	50%	21,711	9,388	0.3	1.10	0.43	0.65		10,855
90%	50%	58,968	26,505	0.3	1.28	0.60	0.83		29,484

**ANEXO 7: Cálculo del valor de pérdida del portafolio de préstamos usando VaR,  
para los 7404 beneficiarios aprobados después de la discriminación**

En la siguiente tabla se hizo el mismo cálculo de la pérdida esperada, pero esta vez usando la discriminación planteada.

			<b>Pérdida total esperada del portafolio</b>							<b>Pérdida total del Portafolio</b>
			<b>28,731,867</b>							<b>44,011,485</b>
<b>Prob.</b>	<b>LGD</b>	<b>EAD</b>	<b>Pérdida Esperada por crédito</b>	<b>w</b>	<b>d</b>	<b>A</b>	<b>Error (ε)</b>	<b>Pérdida por cada crédito</b>	<b>Factor Z</b>	
5%	50%	165,648	4,011	0.3	-1.66	-1.00	-0.71	-	-1.0943	
5%	50%	34,981	847	0.3	-1.66	0.41	0.78	-		
5%	50%	33,610	814	0.3	-1.66	0.50	0.87	-		
5%	50%	82,455	1,996	0.3	-1.66	0.16	0.51	-		
5%	50%	233,283	5,648	0.3	-1.66	1.08	1.48	-		
5%	50%	82,218	1,991	0.3	-1.66	0.84	1.23	-		
5%	50%	50,673	1,227	0.3	-1.66	0.14	0.49	-		
5%	50%	32,674	791	0.3	-1.66	0.52	0.89	-		
5%	50%	65,674	1,590	0.3	-1.66	-1.85	-1.59	32,837		
5%	50%	74,538	1,805	0.3	-1.66	-0.69	-0.37	-		
5%	50%	230,800	5,588	0.3	-1.66	-0.17	0.17	-		
5%	50%	46,858	1,135	0.3	-1.66	-0.69	-0.38	-		
5%	50%	20,442	495	0.3	-1.66	-0.10	0.24	-		
5%	50%	22,079	535	0.3	-1.66	-0.08	0.26	-		
5%	50%	30,519	739	0.3	-1.66	-0.45	-0.13	-		
5%	50%	1,098	27	0.3	-1.66	-1.61	-1.35	-		
5%	50%	74,332	1,800	0.3	-1.66	-0.39	-0.06	-		

5%	50%	61,709	1,494	0.3	-1.66	-1.31	-1.03	-
5%	50%	19,491	472	0.3	-1.66	-0.76	-0.45	-
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
27%	50%	128,817	17,662	0.3	-0.60	1.22	1.62	-
27%	50%	36,136	4,966	0.3	-0.60	0.88	1.27	-
27%	50%	51,506	7,079	0.3	-0.60	0.45	0.82	-
27%	50%	73,666	10,124	0.3	-0.60	-0.77	-0.46	36,833
27%	50%	47,476	6,525	0.3	-0.60	1.89	2.33	-
27%	50%	69,834	9,598	0.3	-0.60	-0.51	-0.19	-
27%	50%	52,036	7,152	0.3	-0.60	-0.59	-0.27	-
27%	50%	96,526	13,266	0.3	-0.60	-0.79	-0.49	48,263
27%	50%	58,847	8,088	0.3	-0.60	-0.17	0.17	-
27%	50%	23,077	3,172	0.3	-0.60	0.31	0.67	-
27%	50%	92,299	12,685	0.3	-0.60	-1.64	-1.38	46,150
27%	50%	33,250	4,570	0.3	-0.60	0.23	0.58	-