

# **UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA**

**FACULTAD DE INGENIERÍA ECONÓMICA, ESTADÍSTICA Y  
CIENCIAS SOCIALES**



## **ESTIMACIÓN ESTADÍSTICA DE CLIENTES MOROSOS DE LIMA METROPOLITANA Y EL CALLAO QUE USAN TARJETAS DE CRÉDITO PARA LA BANCA DE PERSONAS NATURALES EN UNA ENTIDAD BANCARIA**

### **INFORME DE SUFICIENCIA**

Para optar el Título Profesional de Ingeniero Estadístico

Por la modalidad de Actualización de Conocimientos

Elaborado por:

**RICHARD FERNANDO FERNÁNDEZ VÁSQUEZ**

Lima – Perú

2013

Composición de la Comisión de Sustentación:

Dr. Celedonio Cjagua Huamán  
Secretario Académico - FIECS - UNI

Prof. Ing. Carlos Alvaro Risco Franco  
Director de la Escuela Profesional de Ingeniería Estadística

Prof. Mag. Magen Danielle Infante Rojas  
Escuela Profesional de Ingeniería Estadística, Asesor

Prof. Mag. Jose Bernardo Espinoza Suarez  
Escuela Profesional de Ingeniería Estadística, Revisor

## RESUMEN

Actualmente la banca personas naturales de las Entidades Bancarias que tienen como producto las tarjetas de crédito, conviven con clientes que no cumplen con sus obligaciones crediticias, excediéndose del plazo estipulado. A estos clientes se les denomina clientes morosos, de quienes no se conocen los factores del porqué caen en esta característica, por tal motivo es importante construir un modelo para obtener aquellos factores que influyen en la morosidad e identificar éstos clientes.

En nuestra investigación, utilizamos como variable respuesta una variable dicotómica que describe si el cliente es moroso, definida por aquellos clientes cuyo máximo días de morosidad en los últimos seis meses es mayor a 30 días; y no moroso definida por aquellos clientes cuyo máximo días de morosidad en los últimos seis meses es menor o igual a 30 días. Para ello, utilizaremos un modelo estadístico de regresión logística como herramienta.

La presente investigación pretende estimar estadísticamente a los clientes morosos de Lima Metropolitana y el Callao que usan tarjetas de crédito para la banca de personas naturales en la Entidad Bancaria Perú Bank mediante la aplicación de un modelo estadístico de regresión logística con la finalidad de mejorar la selección de clientes, para no sólo buscar que respondan a las campañas comerciales, sino para que puedan cumplir a futuro con sus obligaciones crediticias y evitar el incremento de las provisiones por este producto.

**Palabras claves:** cliente moroso, tarjeta de crédito, regresión logística.

## **DEDICATORIA**

A Fernando Fernández Gómez, mi padre, por todo el apoyo brindado durante toda mi vida.

A María Vásquez Maque, mi madre, por todo el apoyo brindado.

A Lesly Basualdo, mi querida novia, por su amor incondicional.

A Jesusa Maque y Aurelia Gómez, mis abuelas, por su apoyo y cariño.

A Jeferson Suarez e Israel Diestra, mis grandes amigos por su apoyo en todo momento.

A toda mi familia.

**Richard Fernando Fernández Vásquez**

## **AGRADECIMIENTOS**

A Carlos Alvaro Risco Franco, director de la Escuela Profesional de Ingeniería Estadística de la Universidad Nacional de Ingeniería, por todo el apoyo brindado en toda mi etapa universitaria y por la gran predisposición para llevar adelante esta investigación.

A Magen Danielle Infante Rojas, profesora de la Escuela Profesional de Ingeniería Estadística de la Universidad Nacional de Ingeniería, por el apoyo en la elaboración de esta investigación.

A Jose Bernardo Espinoza Suarez, profesor de la Escuela Profesional de Ingeniería Estadística de la Universidad Nacional de Ingeniería, por el vital apoyo en la elaboración de esta investigación.

A todos los que fueron mis profesores durante mis estudios en la Escuela Profesional de Ingeniería Estadística de la Universidad Nacional de Ingeniería, en reconocimiento a sus labores como docentes y guías personales.

A todas la personas que de alguna manera me brindaron su apoyo en la elaboración de esta investigación.

## ÍNDICE

INTRODUCCIÓN.....	9
CAPÍTULO I.....	11
ANTECEDENTES.....	11
1.1 Historia y evolución de las tarjetas de crédito.....	11
1.1.1 Etapas de la evolución de la tarjeta de crédito.....	11
1.1.2 Las tarjetas de crédito en el Perú.....	13
1.2 La morosidad de las tarjetas de crédito en el Perú.....	14
CAPÍTULO II.....	16
PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	16
2.1 Formulación del problema.....	16
2.2 Objetivo.....	17
2.3 Hipótesis.....	17
2.4 Justificación.....	17
CAPÍTULO III.....	19
MARCO TEÓRICO.....	19
3.1 Estudios de modelos estadísticos aplicados a la morosidad.....	19
3.1.1 Aplicación del análisis de discriminante y regresión logística en el estudio de morosidad en las entidades financieras.....	19
3.2 La tarjeta de crédito en la Entidad Bancaria Perú Bank.....	22
3.2.1 Conceptos.....	22
3.2.2 Tipos de tarjeta de crédito.....	23
3.2.3 El proceso de entrega de tarjeta de crédito.....	23
3.3 Normas Legales.....	24

3.3.1 Resolución S.B.S. N° 11356 - 2008.....	24
3.3.1.1 Definiciones.....	24
3.3.1.2 Tipos de crédito.....	25
3.3.1.3 Categorías de clasificación crediticia del deudor.....	25
3.4 Prueba de Levene para igualdad de varianzas .....	26
3.5 Prueba T para muestras independientes .....	26
3.6 Prueba Chi-Cuadrado de Pearson.....	26
3.7 Regresión Logística.....	27
3.7.1 Modelo de regresión logística dicotómica.....	28
3.7.2 Razón de apuestas (Odd ratio).....	29
3.7.3 Hipótesis de Regresión Logística.....	30
3.7.4 Estimación.....	31
3.7.5 Contrastes de significación.....	31
3.7.6 Medidas de bondad de ajuste.....	31
3.7.6.1 Coeficiente Pseudo R <sup>2</sup> .....	31
3.7.6.2 Contraste de bondad de ajuste de Hosmer y Lemeshow.....	32
3.7.6.3 Curva ROC.....	33
3.7.6.4 Tablas de clasificación.....	33
CAPÍTULO IV.....	35
METODOLOGÍA.....	35
4.1 Población en estudio.....	35
4.1.1 Universo.....	35
4.1.2 Unidad de análisis.....	35
4.1.3 Población objetivo.....	36
4.2 Fuentes de información.....	36
4.2.1 Data Warehouse de la Entidad Bancaria Perú Bank.....	36
4.2.2 Reporte Crediticio Consolidado (R.C.C.).....	36
4.3 Definición de variables.....	36
4.4 Diseño de muestreo y Preparación de datos .....	41
CAPÍTULO V.....	42
RESULTADOS.....	42

5.1 Análisis descriptivo de las variables.....	42
5.1.1 Análisis univariado de las variable independientes.....	42
5.1.2 Análisis entre la variable dependiente e independiente.....	46
5.1.3 Análisis de significancia entre la variable dependiente e independientes.....	50
5.2 Análisis de regresión logística.....	53
5.2.1 Interpretación de coeficientes y Odds ratios.....	53
5.2.2 Prueba ómnibus.....	60
5.2.3 Pseudo R-cuadrado.....	60
5.2.4 Prueba de Hosmer y Lemeshow.....	60
5.2.5 Curva ROC.....	61
5.2.6 Tabla de clasificación.....	63
5.2.7 Tabla de validación.....	63
CONCLUSIONES.....	65
RECOMENDACIONES.....	66
BIBLIOGRAFÍA.....	67
ANEXOS.....	69
ANEXO 1: Análisis univariado de las variables independientes.....	69
ANEXO 2: Análisis entre la variable dependiente e independientes.....	75
ANEXO 3: Análisis de regresión logística.....	83



## INTRODUCCIÓN

En nuestros días, es de vital importancia para la banca de personas naturales de las Entidades Bancarias que tienen como producto la tarjeta de crédito, contar con herramientas o técnicas avanzadas que le permitan estimar estadísticamente a los clientes morosos. Para esto, se debe utilizar la información histórica de los clientes de la Entidad Bancaria Perú Bank y el Reporte Crediticio Consolidado (R.C.C.) que emite la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (S.B.S.), y seleccionar aquellas variables que puedan ayudar a identificar a los clientes morosos de Lima Metropolitana y el Callao en base a un modelo estadístico.

Para ello, se propone la aplicación de un modelo estadístico de regresión logística para estimar a los clientes morosos mediante el cálculo de probabilidades. Este modelo ayudará a mejorar a la Entidad Bancaria Perú Bank en sus campañas comerciales que incentivan el uso de tarjetas de crédito, permitiendo dirigirlas a los clientes que puedan a futuro cumplir con sus obligaciones crediticias. Asimismo, ayudará a evitar el incremento de las provisiones por este producto.

En el primer capítulo, se presentará información acerca de la historia y evolución de las tarjetas de crédito en el mundo y en el Perú, la morosidad de las tarjetas de crédito en los últimos años, explicación necesaria para la realización de este trabajo. Para esto, se presenta en el segundo capítulo la formulación del problema, objetivo e hipótesis. Finalmente se presenta la justificación de la investigación.

En el tercer capítulo, se presenta un estudio aplicado a la morosidad mediante un modelo estadístico, se desarrolla algunos conceptos de la tarjeta de crédito en la

Entidad Bancaria Perú Bank, como son los tipos de tarjeta y el proceso de entrega de la tarjeta de crédito. Además, se presenta algunas normas legales de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (S.B.S.). Finalmente, se presentan pruebas estadísticas (Levene, prueba T y Chi-Cuadrado de Pearson) y se describe el modelo estadístico de regresión logística.

En el cuarto capítulo, se plantea la población de estudio, se presenta las fuentes de información, se definen las variables y se preparan los datos.

En el quinto capítulo, se realiza un análisis descriptivo de las variables y se presenta los resultados aplicados con el modelo estadístico de regresión logística.

Finalmente, se exponen las conclusiones y recomendaciones del Informe de Suficiencia.

## **Capítulo I**

### **Antecedentes**

#### **1.1 Historia y evolución de las tarjetas de crédito**

Existen diversas posturas, en lo concerniente al origen histórico de la tarjeta de crédito. Algunos autores señalan que la tarjeta de crédito tuvo su origen en Estados Unidos de Norteamérica, producto de la idea de un reducido núcleo pero económicamente potente club particular de asociados.

Otros autores como Sarmiento Ricausti Hernando, señalan que la tarjeta de crédito se remonta a los países europeos, tales como Francia, Inglaterra y Alemania.

De los conceptos, concernientes al origen de la tarjeta de crédito, se ha generalizado la postura que el comienzo de la vida de la tarjeta de crédito comienza con la del Diner's Club Norteamericano, a partir de donde se extendió a otros países. <sup>1</sup>

##### **1.1.1 Etapas de la evolución de la tarjeta de crédito <sup>2</sup>**

Las etapas de la evolución de la tarjeta de crédito son tres: etapa incipiente, etapa de consolidación y la etapa de la multilateralidad.

---

<sup>1</sup> <http://www.monografias.com/trabajos52/tarjetas-credito/tarjetas-credito.shtml>

<sup>2</sup> [http://www.rodriquezvelarde.com.pe/pdf/libro3\\_parte1\\_cap10.pdf](http://www.rodriquezvelarde.com.pe/pdf/libro3_parte1_cap10.pdf)

### **a) Etapa incipiente**

En el continente europeo, especialmente en Francia, Inglaterra y Alemania, a comienzos del siglo XX, se empezó a utilizar a iniciativa de algunas cadenas de hoteles, una especie de tarjeta de crédito, pero sólo para uso exclusivo de sus clientes fijos. La característica fundamental de este sistema, es que sólo intervenían dos partes, es decir, era bilateral: por una parte el hotel concesionario del crédito y de la otra parte el cliente fijo que gozaba del mismo.

### **b) Etapa de consolidación**

A partir del año 1949, se inicia la etapa de la consolidación de la Tarjeta de Crédito, ésta gracias a la aparición en el mercado de la tarjeta de crédito “Diners” dirigida al consumo en restaurantes, para después extenderse a los viajes. Posteriormente aparece en el mercado la “American Express” que llegó a desplazar a la “Diners”. Más tarde en 1951, algunos Bancos emiten tarjetas de crédito, con tal éxito, que los demás optaron por lo mismo. Debe destacarse que varios Bancos europeos, asiáticos y norteamericanos, han emitido tarjetas de crédito, al extremo de haber copado gran parte del comercio.

### **c) Etapa de la multilateralidad**

Hoy en día podemos afirmar que se ha masificado el uso de las tarjetas de crédito y gracias a los avances de la electrónica y de los medios de comunicación, así como la masificación del uso de las computadoras, internet y correo electrónico han determinado que a la fecha la eficiencia de la tarjeta de crédito incluya beneficios adicionales como seguros a los bienes adquiridos, seguros de viajes, de vida, tarjetas con comisión o porcentaje del consumo a los establecimientos, premios para usuarios de las tarjetas de crédito, etc. Característica de esta etapa es que existen relaciones entre más de dos partes. La tarjeta de crédito, va resultando cada día más confiable y podría en cierto modo sustituir al dinero y no lo contrario.

### 1.1.2 Las tarjetas de crédito en el Perú

En 1967, Diners Club es la primera tarjeta de crédito que llega al Perú, para satisfacer las exigencias del mercado, estableciéndose la franquicia Diners Club Perú. Actualmente, son aceptadas las tarjetas American Express, Visa, Master Card y Diners, aunque no todos los establecimientos realizan transacciones con la totalidad de las tarjetas.

Cabe resaltar que, la tarjeta de crédito en el Perú fue inicialmente reglamentada por Resolución N° 355-93-SBS, publicada en el Diario Oficial "El Peruano" el 24 de julio de 1993; después se rigió por la Resolución N° 295-95-SBS publicada en el Diario Oficial "El Peruano" el 17 de Abril de 1995. Actualmente se rige por la Resolución 589 N° 271-2000 del 14 de Abril del 2000, publicada el 23 de Abril del 2000. <sup>3</sup>

Por otro lado, según la Asociación de Bancos (Asbanc), durante el año 2012, los bancos colocaron un total de S/.16,324 millones en préstamos a través de tarjetas de crédito lo cual representa un crecimiento de 16.46% frente al cierre del 2011. El ritmo de crecimiento es bastante menor al que se registraba a comienzos del año, momento en el que el aumento en el endeudamiento a través de tarjetas se acercaba al 30%. Asbanc explicó que la moderación en el ritmo de avance se debió a los encajes <sup>4</sup> implementados por el Banco Central de Reserva del Perú (B.C.R.P.) y a los mayores requerimientos de capital <sup>5</sup> aplicados por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (S.B.S.) para estos tipos de crédito.

Con respecto al total de tarjetas entregadas, durante el año 2012 los bancos y financieras entregaron un total de 359,246 tarjetas de crédito, de modo que el total de plásticos en el sistema, alcanzó las 7,266,097 unidades, un 5.2% más que las que existían al cierre del 2011 <sup>6</sup>; y 472,097 tarjetas de crédito en el primer mes de 2013, esto incremento en el 2013 se explica debido al dinamismo de los

---

<sup>3</sup> <http://www.monografias.com/trabajos52/tarjetas-credito/tarjetas-credito.shtml>

<sup>4</sup> Encaje: <http://www.monografias.com/trabajos45/encajes-bancarios/encajes-bancarios2.shtml>

<sup>5</sup> Requerimientos de capital: <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Proyeccion-Institucional/Encuentro-de-Economistas/EE-2011/ee-2011-d2-galindo.pdf>

<sup>6</sup> <http://elcomercio.pe/economia/1536101/noticia-deudas-tarjeta-credito-cerraron-2012-16324-millones>

Supermercados y Centros Comerciales que vienen impulsando el avance de la colocación del dinero plástico en el mercado, pues la mayor entrega y activación de estos dispositivos en enero lo habría hecho el Banco Cencosud, Entidad Financiera perteneciente a la chilena Cencosud dueños de Wong y Metro.<sup>7</sup>

## **1.2 La morosidad de las tarjetas de crédito en el Perú**

La proporción de créditos morosos en el sistema vinculados a las tarjetas de crédito se incrementó en el año 2012 en nuestro país. En detalle, la morosidad de las colocaciones de tarjetas de crédito cerró el año en 4.53%, indicador que se encuentra 0.8 puntos porcentuales por encima del registrado a fines del 2011.<sup>8</sup>

El ex presidente de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (S.B.S.) Juan José Marthans explicó que es necesario tomar medidas para evitar que el sobreoptimismo por el buen momento económico que está pasando el Perú pueda llevar a sobreendeudarse a cierto segmento de la población y evitar crisis financieras como las producidas en Estados Unidos y Europa debido al sobreendeudamiento, para ello la Asociación de Bancos (Asbanc) debe poner un tope máximo permisible de otorgamiento de tarjetas de crédito para los usuarios que tengan más de tres o cuatro tarjetas de crédito para evitar que tengan una más.

Esto se debe hacer en base a un seguimiento pormenorizado a través de las Centrales de Riesgo del número de tarjetas de crédito y de la protección del nivel de deuda, asimismo buscar establecer un cálculo lo más fino posible del compromiso de los ingresos de los clientes de este segmento a partir de su nivel de endeudamiento en todo el Sistema Financiero.

Agregó que hay que dejar de tres a seis meses para ver los resultados de las medidas tomadas por Asbanc y en caso no den resultado el ente supervisor, la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (S.B.S.), debe intervenir de inmediato.

---

<sup>7</sup> <http://elcomercio.pe/economia/1550297/noticia-colocacion-tarjetas-credito-reporto-cifra-record-enero>

<sup>8</sup> <http://elcomercio.pe/economia/1536101/noticia-deudas-tarjeta-credito-cerraron-2012-16324-millones>

Si se revisa la experiencia irlandesa, española, norteamericana, las crisis producidas han estado de una manera u otra acompañadas de la fuerte expansión del crédito y por tanto los problemas de recuperación se deben en parte a ello. Por tanto, el Perú debe evitar cometer los mismos errores que se ha suscitado en los últimos años en otras partes del hemisferio.

Para Juan José Marthans, la tasa de morosidad no es suficiente indicador para evaluar los riesgos que puede enfrentar a futuro el Sistema Bancario, lo que se debe considerar es la tasa de expansión de la mora del crédito por tarjetas de crédito que viene creciendo geométricamente. Explicó que este crecimiento geométrico no se refleja en la tasa de morosidad porque ésta es un cociente. Crece la morosidad pero también crece la dinámica de crédito por esta suerte de flexibilización y no se refleja en la tasa de morosidad. Si revisan la evolución de la mora en el segmento de tarjeta de crédito esta ha venido creciendo sistemáticamente desde el 2007.<sup>9</sup>

---

<sup>9</sup> <http://www.expreso.com.pe/noticia/2011/07/03/tarjetas-de-credito-en-la-mira>

## **Capítulo II**

### **Problema de investigación**

#### **2.1 Formulación del problema**

Actualmente, la banca de personas naturales de la Entidad Bancaria Perú Bank realiza campañas comerciales para incentivar el uso de la tarjeta de crédito, pero no toma en cuenta si sus clientes estarán en la capacidad de cumplir a futuro con sus obligaciones crediticias, debido a que pueden tener un crédito hipotecario o crédito automotriz en otra Entidad Bancaria y por ende, no contar con los fondos necesarios para saldar su condición de moroso debido a sus ingresos insuficientes. El atraso en las obligaciones crediticias de los clientes, generaría que entren en mora, por lo que la Entidad Bancaria Perú Bank tendría que provisionar esas deudas, es decir asegurar esas deudas a futuro, lo que implicaría una reducción sus utilidades. Para tal problemática, planteamos la pregunta de investigación:

¿Cómo se puede estimar estadísticamente a los clientes morosos que usan tarjetas de crédito para la banca de personas naturales de la Entidad Bancaria Perú Bank a partir de un modelo estadístico, identificando las variables de mayor importancia que los caracterizan de manera significativa?



## **2.2 Objetivo**

Identificar a los clientes morosos que usan tarjetas de crédito para la banca de personas naturales de la Entidad Bancaria Perú Bank mediante el uso de un modelo estadístico y de determinadas variables que los caractericen de manera significativa.

## **2.3 Hipótesis**

El modelo estadístico de regresión logística me permite estimar a los clientes morosos que usan tarjetas de crédito para la banca de personas naturales de la Entidad Bancaria Perú Bank mediante el uso de determinadas variables que los caracterizan de manera significativa con una tasa de acierto mayor al 50%. Estas variables podrían ser: el uso de su línea de tarjeta de crédito, la zona geográfica en la que vive el cliente, la clasificación crediticia del cliente en el Sistema Financiero, el tipo de crédito que usa, su nivel socioeconómico, el sexo del cliente, su estado civil, el tipo de vivienda en la que vive, el tipo de tarjeta que posee, si el cliente es considerado como premier, la tenencia o no de crédito hipotecario en el Sistema Financiero, la tenencia o no de crédito automotriz en el Sistema Financiero, la edad del cliente, el ingreso que posee y la antigüedad de la tarjeta de crédito del cliente.

## **2.4 Justificación**

En la actualidad, la banca de personas naturales de las Entidades Bancarias necesita de modelos que ayudados de la ciencia de la estadística le permitan estimar adecuadamente a los clientes morosos. Esto le evitará pérdidas económicas en el envío de campañas comerciales y ayudará a reducir la provisión de los créditos con tarjetas de crédito. Por lo que los resultados de esta investigación ayudarán a presentar un modelo estadístico que apoye a los decisores de marketing a optimizar el envío de sus campañas comerciales y a los analistas de riesgos a evitar el incremento de las provisiones de los créditos con tarjetas de crédito.

Asimismo, la presente investigación servirá como un aporte primordial basado en la aplicación del uso de la técnica estadística de regresión logística a las futuras generaciones que deseen profundizar más en el tema aplicado al Sector Bancario. Por otro lado, le servirá también a la Sociedad Civil y al Estado Peruano mediante la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (S.B.S.) para tomar medidas que impidan que las personas exageren sus gastos mediante el uso de tarjetas de crédito, lo cual como ente rector le permitiría una mejor ubicación a nivel de Riesgo País.

## **Capítulo III**

### **Marco teórico**

#### **3.1 Estudios de modelos estadísticos aplicados a la morosidad**

##### **3.1.1 Aplicación del análisis de discriminante y regresión logística en el estudio de morosidad en las entidades financieras.**

Este trabajo tiene como objetivo determinar los factores que caracterizan la morosidad de los clientes en las entidades financieras. Para esto, se lleva a cabo un estudio comparativo entre el análisis de discriminante y la regresión logística, para determinar el método que permite discriminar mejor entre clientes morosos y no morosos, lo que se realiza a partir de una serie de factores que influyen en el comportamiento de pago de los clientes.

La variable dependiente o respuesta que modeliza el fenómeno que se analiza es dicotómica, siendo sus modalidades la morosidad y no morosidad de la operación, que se han codificado, respectivamente, con los valores uno y cero.

Las variables independientes para este trabajo se han clasificado en dos bloques:

- Variables relativas a la operación de crédito o préstamo, tales como el importe solicitado, la duración o plazo de devolución del crédito, el destino de la inversión, la procedencia de la operación y las garantías aportadas.

- Variables relativas al perfil del solicitante, que incluyen aquéllas referidas a sus características personales, como edad, estado civil o cargas familiares; las que reflejan su situación profesional, como categoría laboral, ingresos mensuales o antigüedad en el trabajo, junto a otras que definen su relación con la entidad, como compensaciones ofrecidas, número de operaciones activas e importe total de las mismas o si tiene otras operaciones en las que se ha producido impago.

De la red de oficinas de las entidades financieras, entendiendo cada una como un conglomerado de clientes, se tomó una muestra total de nueve conglomerados (tres sucursales correspondientes a cada tipo de entidad), y dentro de cada oficina se extrajo una muestra aleatoria de clientes, entre todos aquéllos que tenían formalizada una operación de crédito o préstamo, fueran morosos o no. El procedimiento de selección por azar dio lugar a una muestra total de 70 clientes, clasificados en 18 clientes morosos equivalente al 25.7% y 52 clientes que cumplen con sus obligaciones de pago equivalente al 74.3%.

Se procede a su análisis, mediante la aplicación de las técnicas de análisis discriminante y de regresión logística, con el objetivo de determinar las variables más significativas en la predicción de la morosidad.

La función discriminante obtenida incluye cinco variables independientes, dos de las cuales, relativas a la residencia del individuo y al número de impagos anteriores, también se contienen en el modelo obtenido mediante la técnica de regresión logística, pero a éstas se añaden otras dos, que hacen referencia al destino de la financiación solicitada. Por su parte, las tres variables que completan la función discriminante se refieren a la duración de los retrasos en el pago producidos con anterioridad, al estado civil del cliente y si éste ha aportado garantía real, ya sea de tipo hipotecario u otra.

Los dos modelos estimados mediante análisis discriminante y regresión logística son significativos, además, poseen una elevada capacidad predictiva, sobre todo entre los clientes no morosos, ya que la primera técnica clasifica correctamente a la totalidad

de tales individuos, alcanzando, la segunda, una tasa de aciertos del 98.1%. Dichos porcentajes son menores en cuanto a los individuos morosos, siendo los porcentajes de clasificación correcta del 88.9% para el análisis discriminante y del 94.4% para la regresión logística, lo que resulta en una tasa de aciertos del 97.1% para ambos modelos.

En cuanto a las variables que determinan que un cliente sea moroso, han resultado significativas tanto aquéllas relativas a las características de la operación formalizada como las que reflejan el perfil del individuo. Así, dos variables, referidas al número de impagos anteriores y a la residencia del cliente y pertenecientes, por tanto, a cada uno de los dos bloques de variables explicativas seleccionadas, se incluyen en los dos modelos estimados. A éstas se añaden, para completar el modelo de regresión logística, otras dos variables, que recogen si la inversión financiada se ha destinado al traspaso de un negocio o a la adquisición de un vehículo. Por su parte, la función discriminante está formada por tres variables más, que hacen referencia a la duración de los retrasos que el cliente haya tenido, a la aportación de garantía hipotecaria y al estado civil del individuo.

La conclusión global que se extrae es que tanto la técnica de análisis discriminante como la de regresión logística son adecuadas para el estudio y predicción de la morosidad, consiguiéndose mediante ambas técnicas una elevada eficacia predictiva. Esto es así porque las condiciones exigidas para la aplicación del análisis discriminante, en cuanto a la igualdad de varianzas en los dos grupos definidos por la variable dependiente y la normalidad de las variables independientes en la población de la que procede la muestra, se verifican en la muestra de clientes objeto del estudio. Por ello, los resultados obtenidos mediante esa técnica son similares a los conseguidos mediante regresión logística, que es el método alternativo aplicado para el análisis de variables cualitativas cuando se incumplen tales restricciones.

## **3.2 La tarjeta de crédito en la Entidad Bancaria Perú Bank**

### **3.2.1 Conceptos**

#### **Tarjeta de crédito**

Mediante el contrato de tarjeta de crédito la Entidad Bancaria Perú Bank concede una línea de crédito al titular por un plazo determinado y otorga la correspondiente tarjeta, con la finalidad de que el usuario de dicha tarjeta adquiera bienes o servicios en los establecimientos afiliados que los proveen, pague obligaciones o, de así permitirlo la empresa emisora y no mediar renuncia expresa por parte del titular, hacer uso del servicio de disposición de efectivo u otros servicios conexos, dentro de los límites y condiciones pactados, obligándose a su vez, a pagar a la empresa que expide la correspondiente tarjeta, el importe de los bienes y servicios que haya adquirido, obligaciones pagadas, y demás cargos, conforme a lo establecido en el respectivo contrato.

#### **Cuenta de tarjeta de crédito**

Es un archivo magnético donde se almacenan la línea de crédito de tarjeta asignada al cliente, saldos de la cuenta, indicadores de control de la cuenta e información demográfica del cliente.

#### **Fecha de pago**

Es la fecha límite de pago para que la cuenta no ingrese a mora y para el vencimiento del período de gracia.

#### **Período de gracia**

Son los días que transcurren desde la fecha del cierre del ciclo de facturación hasta la fecha de pago.

#### **Línea de tarjeta de crédito**

Es la línea que se le otorga al cliente en la tarjeta de crédito para que pueda ser utilizada según disponga el cliente y se renueva según el cliente pague sus

consumos. La modalidad de financiamiento es en la cual todos los consumos son financiados a 36 meses y un pago mínimo es exigido como pago en cada ciclo, que es la 36ava parte, a la cual se le llama línea de crédito rotativa.

### **3.2.2 Tipos de tarjeta de crédito**

Las tarjetas de crédito que la Entidad Bancaria Perú Bank ofrece a sus clientes son:

- Tarjeta de crédito clásica
- Tarjeta de crédito oro
- Tarjeta de crédito platinum

El tipo de tarjeta de crédito que se les otorgará a los clientes dependerá de los resultados de la evaluación crediticia realizada por el ejecutivo de tarjetas de crédito y la gerencia de riesgos de la Entidad Bancaria Perú Bank.

### **3.2.3 El proceso de entrega de tarjeta de crédito**

Las tarjetas de crédito que ya han sido aprobadas son entregadas en las oficinas de la Entidad Bancaria Perú Bank por el ejecutivo de tarjetas de crédito correspondiente, previa comunicación con el cliente. El cliente deberá acercarse personalmente a recoger su tarjeta, a la oficina correspondiente, con su documento de identidad, el cual será verificado por el ejecutivo de tarjetas de crédito. En caso no se logró entregar la tarjeta de crédito en plazo máximo de 30 días calendarios, se procederá al corte del plástico.

### **3.3 Normas Legales**

#### **3.3.1 Resolución S.B.S. N° 11356 - 2008**

##### **3.3.1.1 Definiciones**

###### **a) Créditos**

Se refiere a la suma de los créditos directos más indirectos.

###### **b) Créditos directos**

Representa los financiamientos que, bajo cualquier modalidad, las empresas del sistema financiero otorguen a sus clientes, originando a cargo de éstos la obligación de entregar una suma de dinero determinada, en uno o varios actos.

###### **c) Créditos indirectos**

Representan los avales, las cartas fianza, las aceptaciones bancarias, las cartas de crédito, los créditos aprobados no desembolsados y las líneas de crédito no utilizadas, otorgados por las empresas del sistema financiero.

###### **d) Créditos revolventes**

Son aquellos créditos en los que se permite que el saldo fluctúe en función de las decisiones del deudor, por ejemplo las tarjetas de crédito. Asimismo, se consideran dentro de este tipo de crédito los productos que permiten reutilizaciones parciales, es decir, que tienen un componente revolvente y otro no revolvente.

###### **e) Créditos no revolventes**

Son aquellos créditos reembolsables por cuotas, siempre que los montos pagados no puedan ser reutilizables por el deudor. En este tipo de crédito no se permite que los saldos pendientes fluctúen en función de las propias decisiones del deudor.



#### **f) Deudor minorista**

Persona natural o jurídica que cuenta con créditos directos o indirectos clasificados como de consumo (revolventes y no revolventes), a microempresas, a pequeñas empresas o hipotecarios para vivienda.

#### **3.3.1.2 Tipos de crédito**

##### **Créditos de consumo revolvente**

Son aquellos créditos revolventes otorgados a personas naturales, con la finalidad de atender el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con la actividad empresarial.

##### **Créditos de consumo no revolvente**

Son aquellos créditos no revolventes otorgados a personas naturales, con la finalidad de atender el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con la actividad empresarial.

#### **3.3.1.3 Categorías de clasificación crediticia del deudor**

Estos deudores deberán clasificarse conforme a los siguientes criterios:

##### **Categoría Normal (0)**

Son aquellos deudores que vienen cumpliendo con el pago de sus créditos de acuerdo a lo convenido o con un atraso de hasta ocho (8) días calendario.

##### **Categoría con problemas potencias (1)**

Son aquellos deudores que registran atraso en el pago de sus créditos de nueve (9) a treinta (30) días calendario.

##### **Categoría deficiente (2)**

Son aquellos deudores que registran atraso en el pago de sus créditos de treinta y uno (31) a sesenta (60) días calendario.

### **Categoría dudoso (3)**

Son aquellos deudores que registran atraso en el pago de sus créditos de sesenta y uno (61) a ciento veinte (120) días calendario.

### **Categoría pérdida (4)**

Son aquellos deudores que muestran atraso en el pago de sus créditos de más de ciento veinte (120) días calendario.

## **3.4 Prueba de Levene para igualdad de varianzas**

La prueba de Levene, es un contraste sobre homogeneidad o igualdad de varianzas, el resultado de este contraste nos permite decidir si podemos o no suponer que las varianzas poblacionales son iguales: si la probabilidad asociada al estadístico de Levene es mayor que 0.05, podemos suponer que las varianzas poblaciones son iguales; si la probabilidad asociada del estadístico de Levene es menor que 0.05, rechazaremos la hipótesis de igualdad de varianzas y supondremos que son distintas.

$$H_o : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_k^2$$

$$H_a : \sigma_i^2 = \sigma_j^2 \text{ para algún } i \neq j$$

## **3.5 Prueba T para muestras independientes**

La prueba T para muestras independientes utiliza una distribución t de student, permite contrastar la hipótesis de igualdad de medias, es decir la tipificación de la diferencia entre las dos medias muestrales que se obtiene restando a esa diferencia su valor esperado en la población y dividiendo el resultado por el error típico de la diferencia.

## **3.6 Prueba Chi-Cuadrado de Pearson**

La prueba Chi-Cuadrado de Pearson, mide la discrepancia entre una distribución observada y otra teórica (bondad de ajuste), indicando en qué medida las diferencias

existentes entre ambas, de haberlas, se deben al azar en el contraste de hipótesis. También contrasta la hipótesis de que las variables categóricas son independientes, frente a la hipótesis alternativa de que una variable se distribuye de modo diferente para diversos niveles de la otra, mediante la presentación de los datos en tablas de contingencia.

$H_o$  : Las dos variables son independientes

$H_a$  : Las dos variables no son independientes

La fórmula del estadístico es la siguiente:

$$\chi^2 = \sum_i \frac{(\text{observada}_i - \text{teórica}_i)^2}{\text{teórica}_i}$$

Cuanto mayor sea el valor de  $\chi^2$ , menos verosímil es que la hipótesis sea correcta. De la misma forma, cuanto más se aproxima a cero el valor de Chi-Cuadrado, más ajustadas están ambas distribuciones. Los grados de libertad  $gl$  vienen dados por:

$gl = (r-1)(k-1)$ . Donde  $r$  es el número de filas y  $k$  el de columnas.

No se rechaza  $H_0$  cuando  $\chi^2 < \chi_t^2(r-1)(k-1)$ . En caso contrario sí se rechaza.

$t$  representa el valor proporcionado por las tablas, según el nivel de significación estadística elegido.

### 3.7 Regresión Logística

La regresión logística es un modelo de elección discreta en el que la variable dependiente es cualitativa. Este requiere realizar menos supuestos, lo que permite obtener resultados más robustos y es flexible en cuanto a la naturaleza de las

variables explicativas, pues éstas pueden ser de escala y categóricas. Permite estudiar el impacto que tiene cada una de las variables independientes en la probabilidad de que ocurra el suceso de estudio.

### 3.7.1 Modelo de regresión logística dicotómica

Para este modelo se considera que la variable respuesta, es una variable dicotómica que toma dos valores. Para nuestra investigación, la variable respuesta sería si el cliente es moroso o no es moroso, en donde a los clientes morosos se les asigna el valor de 1 y a los clientes no morosos el valor de 0.

Para estos modelos dicotómicos, las dos categorías deben de ser mutuamente excluyentes, es decir que el cliente debe estar adscrito a una, y solamente una, de esas dos alternativas. En nuestro caso, el cliente no puede ser moroso y no moroso a la vez, sólo puede optar por una de las dos alternativas.

La variable respuesta se puede expresar de la siguiente forma:

$$Y_i = \begin{cases} 1, \text{Prob}(Y_i = 1) = P_i \\ 0, \text{Prob}(Y_i = 0) = 1 - P_i \end{cases}$$

Tenemos que:  $E(Y_i) = 1xP_i + 0x(1 - P_i) = P_i$

Se puede apreciar que la media teórica es igual a que  $Y_i$  tome el valor de 1.

Vamos a considerar que  $Y_i$  es explicado por las variables independientes  $X_{2i}$ ,  $X_{3i}$ , ...,  $X_{ki}$ , designamos  $Z_i$  como:

$$Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} = \begin{bmatrix} 1 & X_{2i} & \dots & X_{ki} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

Entonces la esperanza de  $Y_i$  dado las variables independientes, es:

$$E(Y_i / X_{2i}, \dots, X_{ki}) = F(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}) = F(Z_i)$$

El modelo quedaría como:

$$Y_i = E(Y_i / X_{2i}, \dots, X_{ki}) + U_i = F(Z_i) + U_i$$

$U_i$  es una perturbación aleatoria

Según lo cual, la función F puede generar distintos modelos dicotómicos, como el modelo de probabilidad lineal, el modelo probit y el modelo logit. Para nuestro caso, usaremos el modelo logit.

Con el objeto de que las predicciones del modelo dicotómico sea coherente con la teoría, se debe cumplir que:

$$\lim_{Z_i \rightarrow +\infty} \text{Prob}(Y_i = 1) = 1$$

$$\lim_{Z_i \rightarrow -\infty} \text{Prob}(Y_i = 0) = 0$$

Esto se cumple si la función F es una función de distribución aleatoria. Para nuestro caso tomamos como función F a la función logística, obteniéndose el modelo logit:

$$P_i = E(Y_i / X_{2i}, \dots, X_{ki}) + U_i = F(Z_i) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \Lambda(Z_i)$$

### 3.7.2 Razón de apuestas (Odd ratio)

La razón de apuestas es una relación entre dos probabilidades, es la razón entre la probabilidad de que se produzca un suceso y la probabilidad de que no se produzca ese suceso.

Sabemos que la probabilidad de que el suceso no tome el valor de 1 viene dado por:

$$1 - P_i = 1 - \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{e^{-Z_i}}{1 + e^{-Z_i}}$$

Adicionalmente, sabemos que la probabilidad de que el suceso tome el valor de 1 viene dado por:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

Por lo tanto, la razón de apuestas para  $Y_i$  sería:

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = e^{Z_i}$$

Para nuestro caso, se utiliza el logaritmo neperiano:

$$\ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = Z_i = X_i' \beta = \beta_1 + \sum_{j=2}^k \beta_j X_j$$

En conclusión, se puede decir que mientras la probabilidad  $P_i$  es una función no lineal de los parámetros  $\beta$ , la razón de apuestas si es una función lineal de los parámetros  $\beta$ .

### 3.7.3 Hipótesis de Regresión Logística

En los modelos logit, se asume que las perturbaciones son homoscedásticas y no autocorrelacionadas, no se adopta el supuesto de linealidad entre la variable dependiente y las variables independientes, ya que su relación es de naturaleza no lineal.

### 3.7.4 Estimación

El método de estimación que se suele utilizar para estimar sus parámetros, es el de máxima verosimilitud, mediante procedimientos iterativos.

### 3.7.5 Contrastes de significación

Para contrastar la significatividad global en los modelos logit, se utiliza el estadístico de razón de verosimilitud (RV). Normalmente se usa la prueba ómnibus.

Las hipótesis nula y alternante son:

$$H_o : \beta_2 = \beta_3 = \dots \beta_k = 0$$
$$H_a : NoH_o$$

### 3.7.6 Medidas de bondad de ajuste

#### 3.7.6.1 Coeficiente Pseudo R<sup>2</sup>

En vez de utilizar el R<sup>2</sup> de la regresión lineal, en los modelos logit se utilizan los Pseudo R<sup>2</sup>, el cual es un estadístico que mide cuánto de la falta inicial de ajuste chi cuadrado es explicada por las variables en el modelo.

El primero que apareció fue el de Mac Fadden:

$$PR_{MacFadden}^2 = 1 - \frac{\ln L}{\ln L_0}$$

Luego el de Cox y Snell:

$$PR_{Cox-Snell}^2 = 1 - e^{-\frac{2}{N}(\ln L_0 - \ln L)} = 1 - e^{-\frac{RV_0}{N}}$$

Finalmente, el de Nagelberke:

$$PR_{Nagelberke}^2 = \frac{PR_{Cox-Snell}^2}{PR_{MaxCox-Snell}^2} = \frac{PR_{Cox-Snell}^2}{1 - e^{-\frac{2}{N}LnL_0}}$$

Cabe resaltar que, “L” es el estimador de máxima verosimilitud del modelo con todas las variables explicativas y “L<sub>0</sub>” es el estimador de máxima verosimilitud del modelo sin variables explicativas.

### 3.7.6.2 Contraste de bondad de ajuste de Hosmer y Lemeshow

Se dividen todos los casos en deciles basados en las probabilidades predichas, el primer decil se cuentan los casos con las probabilidades más altas, siendo el estadístico:

$$HL = \sum_{i=1}^{10} \frac{\left[ O_i - N_i \pi_i \right]^2}{N_i \pi_i (1 - \pi_i)}$$

Donde:

$O_i$  : número de unos en el decil i-ésimo

$\pi_i$  : media de probabilidades en el decil i-ésimo

$N_i$  : número de observaciones en el decil i-ésimo

Las hipótesis nula y alternante son:

$H_0$  : no existen diferencias entre los valores observados y predichos

$H_a$  : existen diferencias entre los valores observados y predichos

“HL” se distribuye como una Chi-cuadrado con 8 grados de libertad. Si rechazamos la “H<sub>0</sub>”, implica que el modelo ajustado no es el adecuado.



### 3.7.6.3 Curva ROC

La curva ROC (del inglés *Receiver Operating Characteristic curves*) indica que cuanto más alejada esté de la diagonal principal mejor es el método de diagnóstico, ya que la curva ROC ideal sería la que con una especificidad de 1 tuviera una sensibilidad de 1 (la especificidad y sensibilidad se explicarán en el punto 3.7.6.4), y cuanto más cercana esté a dicha diagonal peor será el método de diagnóstico. Cabe recordar que la diagonal principal es la que corresponde al peor test de diagnóstico y que tiene un área bajo de ella de 0.5. Esto se puede afirmar con el área bajo la curva ROC, que se utiliza como medida de discriminación y representa para todos los pares posibles de individuos formados por un individuo en el que ocurrió el evento y otro en el que no, la proporción de los que el modelo predice una mayor probabilidad para el que tuvo el evento.

Las hipótesis nula y alternante son:

$H_0$  : el área bajo la curva ROC es igual a 0.5

$H_a$  : el área bajo la curva ROC no es igual a 0.5

Si rechazamos la " $H_0$ " asociado a un "p-value", implica que el modelo ajustado es el adecuado.

A partir de un área de 0,7 la discriminación del modelo se considera aceptable.

### 3.7.6.4 Tablas de clasificación

La tabla de clasificación muestra la distribución de valores observados y estimados. Los valores estimados se obtienen a partir del modelo.

La regla de clasificación predeterminada para un caso es que si la probabilidad estimada de pertenencia en el grupo de respuesta con el valor más alto es mayor o

que igual a 0.5, entonces predice la pertenencia a ese grupo. De lo contrario, predice la pertenencia al grupo con el valor de respuesta más bajo.

Por otro lado, la capacidad de que nuestro modelo estime el suceso de interés de cuyo valor es 1, se denomina sensibilidad. Por el contrario, la capacidad de que nuestro modelo no estime el suceso de interés cuyo valor es 0, se denomina especificidad.

## **Capítulo IV**

### **Metodología**

La presente investigación es de corte transversal porque estamos tomando la muestra de clientes en un momento determinado, es decir a diciembre de 2011; es descriptiva o correlacional porque nos va ayudar a describir los datos de los clientes permitiendo identificar las variables que caracterizan de manera significativa la morosidad; y es inferencial porque a partir del estudio de la muestra de clientes que tenemos nos ayudará a aplicarlo a toda la cartera de clientes de Lima Metropolitana y el Callao de la Entidad Bancaria Perú Bank.

#### **4.1 Población en estudio**

##### **4.1.1 Universo**

El universo es la población de clientes Lima Metropolitana y el Callao de la banca de personas naturales de la Entidad Bancaria Perú Bank que poseen el producto tarjeta de crédito.

##### **4.1.2 Unidad de análisis**

La unidad de análisis es el cliente de Lima Metropolitana y el Callao de la banca de personas naturales de la Entidad Bancaria Perú Bank que posee el producto tarjeta de crédito.

### **4.1.3 Población objetivo**

La población a estudiar son los clientes de Lima Metropolitana y el Callao, que tienen tarjetas de crédito en la Entidad Bancaria Perú Bank con una antigüedad de 6 meses en el periodo comprendido entre julio del 2011 y diciembre del 2011.

## **4.2 Fuentes de información**

### **4.2.1 Data Warehouse de la Entidad Bancaria Perú Bank**

El término Datawarehouse fue acuñado por primera vez por Bill Inmon, y se traduce literalmente como almacén de datos. Para nuestro caso, el Datawarehouse de la Entidad Bancaria Perú Bank es una base de datos corporativa que se caracteriza por integrar y depurar información de una o más fuentes distintas, para luego procesarla permitiendo su extracción y análisis.<sup>10</sup>

### **4.2.2 Reporte Crediticio Consolidado (R.C.C.)**

El Reporte Crediticio Consolidado (R.C.C.), es el reporte que emite la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (S.B.S.) de manera mensual de todos los deudores de las Entidades Financieras que reportaron información.

## **4.3 Definición de variables**

La base de datos contiene información, a diciembre de 2011, de 16,714 clientes de Lima Metropolitana y el Callao de la banca personas naturales de la Entidad Bancaria Perú Bank que tienen como producto la tarjeta de crédito. Cada cliente está identificado con un código único de cliente llamado IdCliente.

---

<sup>10</sup> [http://www.sinnexus.com/business\\_intelligence/datawarehouse.aspx](http://www.sinnexus.com/business_intelligence/datawarehouse.aspx)

La variable dependiente es denominada Morosidad que es cualitativa nominal, la cual toma los valores de 1 si el cliente es moroso, definida por aquellos clientes cuyo máximo días de morosidad en los últimos seis meses es mayor a 30 días; y 0 si el cliente es no moroso, definida por aquellos clientes cuyo máximo días de morosidad en los últimos seis meses es menor o igual a 30 días.

Las variables independientes son las siguientes:

#### **a) Uso de línea de tarjeta de crédito**

La variable Uso de línea de tarjeta de crédito (UsoLineaTarjeta), es cuantitativa continua y recoge el ratio entre el saldo de tarjeta y la línea de tarjeta del cliente.

#### **b) Zona geográfica**

La variable Zona geográfica (ZonaGeografica\_Cat), es cualitativa nominal y describe la zona geográfica en la que vive el cliente; codificado con 1, 2, 3, 4, 5 y 6 si vive en LimaCentro, LimaModerna, LimaNorte, LimaEste, LimaSur o Callao, respectivamente. Donde:

- LimaCentro: corresponde a los distritos de Breña, Cercado de Lima, La Victoria, El Rímac y San Luis.
- LimaModerna: corresponde a los distritos de Barranco, Jesús María, La Molina, Lince, Magdalena del Mar, Miraflores, Pueblo Libre, San Borja, San Isidro, San Miguel, Surco y Surquillo.
- LimaNorte: corresponde a los distritos de Ancón, Carabayllo, Comas, Independencia, Los Olivos, Puente Piedra, San Martín de Porres y Santa Rosa.
- LimaEste: corresponde a los distritos de Ate, Chaclacayo, Cieneguilla, El Agustino, Lurigancho, Santa Anita y San Juan de Lurigancho.

- LimaSur: corresponde a los distritos de Chorrillos, Villa el Salvador, Lurín, Pachacamac, Pucusana, Punta Hermosa, Punta Negra, San Bartolo, San Juan de Miraflores, Santa María y Villa María del Triunfo.

- Callao: corresponde a los distritos de Bellavista, Callao, Carmen de la Legua, La Perla, La Punta y Ventanilla.

### **c) Clasificación crediticia del cliente en el Sistema Financiero**

La variable Clasificación crediticia del cliente en el Sistema Financiero (ClasificacionSBSAgrup\_Cat), es cualitativa ordinal y muestra la clasificación crediticia del cliente emitida por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (S.B.S.); codificado con 0, 1, y 2 si está clasificado como Normal, CPP y Deficiente, Dudoso o Pérdida, respectivamente.

### **d) Tipo de crédito**

La variable Tipo de crédito (TipoCredito\_Cat), es cualitativa nominal y muestra el tipo de crédito del cliente; codificado con 0 y 1 si tiene crédito no revolvente o revolvente, respectivamente.

### **e) Nivel socioeconómico**

La variable Nivel socioeconómico (NSE\_Cat), es cualitativa ordinal y muestra el nivel socioeconómico del cliente, codificado con 1, 2 y 3 si pertenece al nivel socioeconómico A, B o C, respectivamente.

### **f) Sexo**

La variable Sexo (Sexo\_Cat), es cualitativa nominal y muestra el sexo del cliente, codificado con 0 y 1 si es de sexo masculino o femenino, respectivamente.

### **g) Estado civil**

La variable Estado civil (EstadoCivil\_Cat), es cualitativa nominal y muestra el estado civil del cliente, codificado con 0 y 1 si casado u otro o soltero, respectivamente.

### **h) Tipo de vivienda**

La variable Tipo de vivienda (TipoVivienda\_Cat), es cualitativa nominal y describe el tipo de vivienda en la que vive el cliente, codificado con 1, 2, 3 y 4 si vive en casa propia, casa arrendada, casa de familiares o casa de los padres, respectivamente.

### **i) Tipo de tarjeta**

La variable Tipo de tarjeta (TipoTarjeta\_Cat), es cualitativa ordinal y describe el tipo de tarjeta de crédito que tiene el cliente, codificado con 1, 2 y 3 si tiene tarjeta de crédito Clásica, Oro o Platinum, respectivamente.

### **j) Cliente premier**

La variable Cliente premier (FlagPremier\_Cat), es cualitativa nominal y muestra si el cliente es premier, codificado con 0 y 1 si no es premier o si es premier, respectivamente. Entendiéndose por cliente premier, aquel cliente que tiene acumulado más de 10,000 puntos en su tarjeta de crédito.

### **k) Cliente con crédito hipotecario**

La variable Cliente con crédito hipotecario (FlagHipotecario\_Cat), es cualitativa nominal y muestra si el cliente tiene crédito hipotecario en el Sistema Financiero, codificado con 0 y 1 si no tiene crédito hipotecario o si tiene crédito hipotecario, respectivamente.

### **l) Cliente con crédito automotriz**

La variable Cliente con crédito automotriz (FlagAutomotriz\_Cat), es cualitativa nominal y muestra si el cliente tiene crédito automotriz en el Sistema Financiero, codificado con 0 y 1 si no tiene crédito automotriz o si tiene crédito automotriz, respectivamente.

### **m) Edad**

La variable Edad está dividida en rangos (Edad\_Cat), es cualitativa ordinal y recoge la edad del cliente en años, codificado con 1, 2, 3, 4 y 5 si tiene 31 años o menos, si tiene entre 32 y 37 años, si tiene entre 38 y 43 años, si tiene entre 44 y 51 años; y si tiene 52 años a más, respectivamente.

### **n) Ingreso**

La variable Ingreso está dividida en rangos (Ingreso\_Cat), es cualitativa ordinal y recoge el ingreso del cliente en Nuevos Soles, codificado con 1, 2 y 3 si tiene un ingreso menor o igual a 1,410 Nuevos Soles, si tiene un ingreso entre 1,410.01 y 2,560 Nuevos Soles; y si tiene un ingreso mayor a 2,560 Nuevos Soles, respectivamente.

### **o) Antigüedad de tarjeta del cliente**

La variable Antigüedad de tarjeta del cliente está dividida en rangos (AntigüedadTarjeta\_Cat), es cualitativa ordinal y recoge la antigüedad de la tarjeta de crédito del cliente en meses, codificado con 1, 2, 3 y 4 si la antigüedad de su tarjeta es menor o igual a 12 meses, si la antigüedad de su tarjeta está entre 13 y 24 meses, si la antigüedad de su tarjeta está entre 25 y 36; y si la antigüedad de su tarjeta es mayor a 36 meses, respectivamente.



#### **4.4 Diseño de muestreo y Preparación de datos**

Mediante un muestreo aleatorio simple se obtuvo una muestra de 16,714 clientes, correspondiente a la base de datos de la Entidad Bancaria Perú Bank. El 80% (13,380 clientes) de la muestra se usará como la muestra para la construcción del modelo estadístico de regresión logística, mientras que el 20% (3,334 clientes) se usará como muestra para la validación del modelo estadístico.

## **CAPÍTULO V**

### **RESULTADOS**

#### **5.1 Análisis descriptivo de las variables**

##### **5.1.1 Análisis univariado de las variables independientes**

A continuación se presenta el análisis univariado correspondiente a los 16,714 clientes de la muestra perteneciente a la Entidad Bancaria Perú Bank, respecto a cada variable independiente.

##### **a) Uso de línea de tarjeta de crédito**

El promedio de Uso de línea de tarjeta de crédito de los clientes es de 39%. La dispersión del uso de la línea de tarjeta de crédito respecto al promedio, la cual es medida mediante la desviación estándar, es de 0.32 con una varianza es de 0.10. Su coeficiente de asimetría es de 0.42, lo que quiere decir que la variable uso de línea de tarjeta presenta una distribución asimétrica positiva, por lo que existe una mayor concentración de valores a la derecha del promedio de uso de línea de tarjeta que a su izquierda. Su coeficiente de curtosis es de -1.18, lo que quiere decir la variable uso de línea de tarjeta presenta una distribución platicúrtica, es decir con una reducida concentración alrededor de los valores centrales de la distribución. (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.1).

## **b) Zona geográfica**

La zona geográfica donde mayor se concentra los clientes con tarjeta de crédito es en Lima Moderna con 31.2% (5,221 clientes) y Lima Norte con 21.4% (3,570 clientes). Las dos categorías concentran más del 50% de clientes de la Entidad Bancaria Perú Bank. (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.2).

## **c) Clasificación crediticia del cliente en el Sistema Financiero**

La clasificación crediticia en el Sistema Financiero donde mayor se concentra los clientes con tarjeta de crédito es la clasificación normal con 73.4% (12,272 clientes). (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.3).

## **d) Tipo de crédito**

El tipo de crédito donde mayor se concentran los clientes con tarjeta de crédito es el tipo de crédito revolvente con 82.8% (13,847 clientes). (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.4).

## **e) Nivel socioeconómico**

El nivel socioeconómico donde mayor se concentran los clientes con tarjeta de crédito es el nivel socioeconómico C con 54% (9,018 clientes). (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.5).

## **f) Sexo**

El sexo de los clientes está equilibrado en ambas categorías, los clientes con tarjeta de crédito de sexo masculino representan el 54.5% (9,103 clientes) y los de sexo femenino el 45.5% (7,611 clientes). (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.6).

### **g) Estado civil**

El estado civil donde mayor se concentran los clientes con tarjeta de crédito es el estado civil soltero con 73.5% (12,291 clientes). (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.7).

### **h) Tipo de vivienda**

El tipo de vivienda donde mayor se concentran los clientes con tarjeta de crédito son aquellos que habitan en la casa de los padres con 43% (7,191 clientes) y aquellos que habitan en una casa propia con 37.4% (6,245 clientes). Las dos categorías concentran más del 80% de clientes de la Entidad Bancaria Perú Bank. (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.8).

### **i) Tipo de tarjeta**

El tipo de tarjeta donde mayor se concentran los clientes es la tarjeta de crédito Oro con 74.3% (12,420 clientes). (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.9).

### **j) Cliente premier**

La gran mayoría de los clientes con tarjeta de crédito no son clientes premier, estos representan el 92.2% (15,403 clientes). (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.10).

### **k) Cliente con crédito hipotecario**

La gran mayoría de los clientes con tarjeta de crédito no tienen un crédito hipotecario en el Sistema Financiero, estos representan el 92.4% (15,451 clientes). (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.11).

### **l) Cliente con crédito automotriz**

La gran mayoría de los clientes con tarjeta de crédito no tienen un crédito automotriz en el Sistema Financiero, estos representan el 97.7% (16,330 clientes). (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.12).

### **m) Edad**

La edad promedio de los clientes con tarjeta de crédito es de 41 años, la edad mínima es de 20 años y la edad máxima es de 65 años. La dispersión de las edades de los clientes respecto a la edad promedio, la cual es medida mediante la desviación estándar, es de 10.30 con una varianza es de 106.04. Su coeficiente de asimetría es de 0.41, lo que quiere decir que la variable edad presenta una distribución asimétrica positiva por lo que existe una mayor concentración de valores a la derecha de la edad promedio que a su izquierda. Su coeficiente de curtosis es de -0.7, lo que quiere decir la variable edad presenta una distribución platicúrtica, es decir con una reducida concentración alrededor de los valores centrales de la distribución. (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.13).

### **n) Ingreso**

El ingreso promedio de los clientes con tarjeta de crédito es de 2,249.08 Nuevos Soles, el ingreso mínimo es de 750 Nuevos Soles y el ingreso máximo es de 5,700 Nuevos Soles. Su coeficiente de asimetría es de 0.85, lo que quiere decir que la variable ingreso presenta una distribución asimétrica positiva por lo que existe una mayor concentración de valores a la derecha del ingreso promedio que a su izquierda. Su coeficiente de curtosis es de -0.27, lo que quiere decir la variable ingreso presenta una distribución platicúrtica, es decir con una reducida concentración alrededor de los valores centrales de la distribución. (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.14).

### **o) Antigüedad de tarjeta del cliente**

La antigüedad que tienen los clientes en promedio con su tarjeta de crédito es de 88 meses (aproximadamente 7 años). Su coeficiente de asimetría es de 0.19, lo que quiere decir que la variable antigüedad de tarjeta presenta una distribución asimétrica positiva por lo que existe una mayor concentración de valores a la derecha del promedio de la antigüedad de tarjeta del cliente que a su izquierda. Su coeficiente de curtosis es de -1.25, lo que quiere decir la variable antigüedad de tarjeta presenta una distribución platicúrtica, es decir con una reducida concentración alrededor de los valores centrales de la distribución. (Ver Anexo 1, cuadro N° 5.15).

### **5.1.2 Análisis entre la variable dependiente e independiente**

#### **a) Uso de línea de tarjeta de crédito versus Morosidad**

En el gráfico 5.1 (ver Anexo 2) se presenta los diagramas de caja comparativos para la variable uso de línea de tarjeta del cliente clasificado por la variable Morosidad. Se puede apreciar de este gráfico, que en promedio el uso de línea de tarjeta de los clientes no morosos es menor que el de los clientes morosos. Asimismo, de este gráfico se observa que la distribución de los clientes no morosos es asimétrica por la derecha, es decir que existe una mayor concentración de valores a la derecha del promedio de uso de línea de tarjeta que a su izquierda; y para los clientes morosos es aproximadamente simétrica, es decir que existe la misma concentración de valores a la derecha y a la izquierda del promedio de uso de línea de tarjeta. También se aprecia que para los clientes no morosos como morosos no hay valores atípicos, y además para ambos clientes se muestra que por encima del tercer cuartil se encuentra aproximadamente mayor cantidad de clientes que por debajo del primer cuartil.

## **b) Zona geográfica versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.2 (ver Anexo 2), en la mayoría de las zonas geográficas existe un mayor porcentaje de clientes morosos, a excepción de Lima Centro (49.7%) y Lima Moderna (49.5%). Por otro lado, se puede apreciar que el mayor porcentaje de clientes morosos se encuentran en Lima Este (52.5%).

## **c) Clasificación crediticia del cliente en el Sistema Financiero versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.3 (ver Anexo 2), en la mayoría de las Clasificaciones del cliente en el Sistema Financiero existe un mayor porcentaje de clientes morosos, a excepción de la clasificación normal (37%). Por otro lado, se puede apreciar que el mayor porcentaje de clientes morosos se encuentran en la clasificación deficiente, dudoso y perdida (92.3%).

## **d) Tipo de crédito versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.4 (ver Anexo 2), existe un mayor porcentaje de clientes morosos con el tipo de crédito no revolvente (53.7%), que con el tipo de crédito revolvente (50.1%). Es decir, que existen diferencias porcentuales entre el tipo de crédito que tienen los clientes morosos. Por tal motivo, nos puede hacer pensar que la variable Tipo de crédito sea influyente con respecto a la variable Morosidad.

## **e) Nivel socioeconómico versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.5 (ver Anexo 2), que de los 3 niveles socioeconómicos, el nivel socioeconómico C es el que tiene un mayor porcentaje de clientes morosos (57%). Por otro lado, se puede apreciar que el nivel socioeconómico A presenta un menor porcentaje de clientes morosos (35.3%), seguido del nivel socioeconómico B (49.2%).

#### **f) Sexo versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.6 (ver Anexo 2), existe un mayor porcentaje de clientes morosos con sexo masculino (51.8%), que con sexo femenino (49.2%). Es decir, que existen diferencias porcentuales entre el sexo que tienen los clientes morosos. Por tal motivo, nos puede hacer pensar que la variable Sexo sea influyente con respecto a la variable Morosidad.

#### **g) Estado civil versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.7 (ver Anexo 2), existe un mayor porcentaje de clientes morosos con estado civil soltero (51.7%), que con estado civil casado u otro (47.5%). Es decir, que existen diferencias porcentuales entre el estado civil que tienen los clientes morosos. Por tal motivo, nos puede hacer pensar que la variable Estado Civil sea influyente con respecto a la variable Morosidad.

#### **h) Tipo de vivienda versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.8 (ver Anexo 2), en la mayoría de los tipos de vivienda en la que habitan los clientes, existe un mayor porcentaje de clientes morosos, a excepción de aquellos que tienen casa propia (49.1%). Por otro lado, se puede apreciar que el mayor porcentaje de clientes morosos se encuentran en los que habitan en vivienda arrendada (52.7%).

#### **i) Tipo de tarjeta versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.9 (ver Anexo 2), que de los 3 tipos de tarjeta, aquellos que tienen el tipo de tarjeta Clásica es el que tiene un mayor porcentaje de clientes morosos (53.6%). Por otro lado, se puede apreciar que aquellos clientes que tienen el tipo de tarjeta Platinum presenta un menor porcentaje de clientes morosos (39.7%), seguido de aquellos que tienen el tipo de tarjeta Oro (49.7%).



#### **j) Cliente premier versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.10 (ver Anexo 2), existe un mayor porcentaje de clientes morosos que no son clientes premier (51.2%), que aquellos clientes que si lo son (43.8%). Es decir, que existen diferencias porcentuales entre los clientes morosos que no son o son premier. Por tal motivo, nos puede hacer pensar que la variable Cliente premier sea influyente con respecto a la variable Morosidad.

#### **k) Cliente con crédito hipotecario versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.11 (ver Anexo 2), existe un mayor porcentaje de clientes morosos que no tienen crédito hipotecario (50.6%), que aquellos que no lo tienen (50.4%). Es decir, que existen diferencias porcentuales entre los clientes morosos que tienen o no crédito hipotecario. Por tal motivo, nos puede hacer pensar que la variable Cliente con crédito hipotecario sea influyente con respecto a la variable Morosidad.

#### **l) Cliente con crédito automotriz versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.12 (ver Anexo 2), existe un mayor porcentaje de clientes morosos que no tienen crédito automotriz (50.7%), que aquellos que si lo tienen (48.2%). Es decir, que existen diferencias porcentuales entre los clientes morosos que tienen o no crédito automotriz. Por tal motivo, nos puede hacer pensar que la variable Cliente con crédito automotriz sea influyente con respecto a la variable Morosidad.

#### **m) Edad versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.13 (ver Anexo 2), aquellos clientes que tienen de 31 años a menos, tienen un mayor porcentaje de clientes morosos (55.5%). Por otro lado, se puede apreciar que aquellos clientes que tienen de 52 años a más, presenta un menor porcentaje de clientes morosos (43.6%).

#### **n) Ingreso versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.14 (ver Anexo 2), aquellos clientes que poseen ingresos entre 1,410.01 y 2,560 Nuevo Soles, tienen un mayor porcentaje de clientes morosos (52.2%). Por otro lado, se puede apreciar que aquellos clientes que poseen ingresos de 2,560.01 Nuevos Soles a más, presenta un menor porcentaje de clientes morosos (49.2%).

#### **o) Antigüedad de tarjeta del cliente versus Morosidad**

Como se puede apreciar en el gráfico 5.15 (ver Anexo 2), aquellos clientes que tienen 12 meses a menos de antigüedad con su tarjeta, tienen un mayor porcentaje de clientes morosos (57.2%). Por otro lado, se puede apreciar que aquellos clientes que tienen de 36 meses a más de antigüedad con su tarjeta, presentan un menor porcentaje de clientes morosos (49.3%).

### **5.1.3 Análisis de significancia entre la variable dependiente e independientes**

Para realizar el análisis de significancia entre la variable independiente uso de línea de tarjeta y la variable dependiente morosidad, usaremos el contraste de Levene, seguido de la prueba T para muestras independientes.

El cuadro N° 5.16, recoge en primer lugar, el contraste de Levene (F). Las columnas siguientes contienen el estadístico t, sus grados de libertad (gl), el nivel de significación (bilateral), la diferencia entre el uso de línea de tarjeta promedio de cada grupo, el error típico de esa diferencia, y los límites inferior y superior del intervalo de confianza al 95%. Toda esta información está calculada tanto para el caso de asumir varianzas iguales y de no asumir varianzas iguales.

De este modo, se puede apreciar que la probabilidad asociada al estadístico de Levene es 0.00, el cual es menor a un nivel de significancia de 0.05, por lo que debemos rechazar la hipótesis de igualdad de varianzas, por lo tanto usamos la

información para el caso que no hemos asumido varianzas iguales. Al usar esta información, tenemos que el estadístico t toma el valor de 25.44 y tiene asociado un nivel de significancia de 0.00, el cual es menor a un nivel de significancia de 0.05, por lo que podemos rechazar la hipótesis de igualdad de medias y, por ende, concluir que el uso de línea de tarjeta promedio de los clientes no morosos y morosos no es el mismo.

El intervalo de confianza nos permite estimar que la verdadera diferencia entre el uso de línea de tarjeta promedio de la población de clientes no morosos y morosos se encuentra entre 0.11 y 0.13. El hecho de que el intervalo obtenido no incluya el valor cero, también nos permite rechazar la hipótesis de igualdad de medias.

**Cuadro N° 5.16**  
PRUEBA DE MEDIAS

Uso de Línea de tarjeta vs Morosidad	Prueba de Levene		Prueba T para la igualdad de medias						
	F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza	
								Inferior	Superior
Se han asumido varianzas iguales	58.994	0.000	25.43	16,712.00	0.00	0.12	0.00	0.11	0.13
No se han asumido varianzas iguales			25.44	16,706.56	0.00	0.12	0.00	0.11	0.13

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank  
ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

Para realizar el análisis de significancia entre las variables independientes zona geográfica, clasificación crediticia del cliente en el Sistema Financiero, tipo de crédito, nivel socioeconómico, sexo, estado civil, tipo de vivienda, tipo de tarjeta, cliente premier, cliente con crédito hipotecario, cliente con crédito automotriz, edad, ingreso y antigüedad de tarjeta con respecto a la variable dependiente morosidad, usaremos la prueba Chi-Cuadrado de Pearson.

El cuadro N° 5.17, recoge la significancia entre la variable morosidad (variable dependiente) y las variables independientes mediante el uso de la prueba Chi-Cuadrado de Pearson. De este cuadro, se puede apreciar que las variables clasificación crediticia del cliente en el Sistema Financiero, tipo de crédito, nivel socioeconómico, sexo, estado civil, tipo de vivienda, tipo de tarjeta, cliente premier,

edad, ingreso y antigüedad de tarjeta tienen un nivel de significación menor a 0.05, por lo que se rechaza la hipótesis Ho de independencia con respecto a la morosidad. Por lo tanto, se puede concluir que la morosidad si depende de tales variables.

Del cuadro también se puede apreciar que las variables zona geográfica, cliente con crédito hipotecario y automotriz tienen un nivel de significación mayor a 0.05, por lo que no se rechaza la hipótesis Ho de independencia con respecto a la morosidad. Por lo tanto se puede concluir que la morosidad no depende de tales variables.

**Cuadro N° 5.17**  
PRUEBA CHI-CUADRADO DE PEARSON

<b>Variables vs Morosidad</b>	<b>Valor</b>	<b>gl</b>	<b>Sig. Asintótica (bilateral)</b>
Zona geográfica	8.22	5	0.14
Clasificación crediticia	3,466.64	2	0.00
Tipo de crédito	12.94	1	0.00
Nivel socioeconómico	460.64	2	0.00
Sexo	10.61	1	0.00
Estado civil	22.76	1	0.00
Tipo de vivienda	11.10	3	0.01
Tipo de tarjeta	25.09	2	0.00
Cliente premier	26.62	1	0.00
Cliente con crédito hipotecario	0.02	1	0.89
Cliente con crédito automotriz	0.94	1	0.33
Edad	96.29	4	0.00
Ingreso	10.30	2	0.01
Antigüedad de tarjeta	41.88	3	0.00

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

## **5.2 Análisis de regresión logística**

### **5.2.1 Interpretación de coeficientes y Odds ratios**

En el cuadro N° 5.18 (ver anexo 3) se muestran la codificación de las variables categóricas y en el cuadro N° 5.19, se recogen el resultado del modelo de regresión logística, incluyendo aquellas variables que resultaron significativas. Los coeficientes B son los coeficientes reales de la regresión logística, pero cabe recordar que tiene una relación no lineal con la probabilidad de que un cliente sea moroso. La segunda columna E.T. contiene los errores estándar para los coeficientes B. La tercera columna, muestra el estadístico de Wald y se utiliza para probar si el predictor se relaciona de manera significativa con la variable respuesta ajustando para las otras variables en la ecuación. La última columna presenta los coeficientes B exponenciales usando la función exponencial también llamados odds-ratio.

**Cuadro N° 5.19**  
**MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA**

Variables en la ecuación	Morosidad					
	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
UsoLineaTarjeta	0.527	0.067	61.734	1	0.000	1.694
ZonaGeografica_Cat	0.000	0.000	55.646	5	0.000	0.000
ZonaGeografica_Cat(1)	0.167	0.091	3.345	1	0.067	1.181
ZonaGeografica_Cat(2)	0.537	0.084	40.834	1	0.000	1.711
ZonaGeografica_Cat(3)	0.174	0.080	4.714	1	0.030	1.190
ZonaGeografica_Cat(4)	0.188	0.086	4.794	1	0.029	1.207
ZonaGeografica_Cat(5)	0.164	0.087	3.520	1	0.061	1.178
ClasificacionSBSAgrup_Cat	0.000	0.000	1,780.773	2	0.000	0.000
ClasificacionSBSAgrup_Cat(1)	1.836	0.076	587.451	1	0.000	6.273
ClasificacionSBSAgrup_Cat(2)	2.968	0.081	1,338.984	1	0.000	19.458
NSE_Cat	0.000	0.000	175.553	2	0.000	0.000
NSE_Cat(1)	0.510	0.062	66.681	1	0.000	1.665
NSE_Cat(2)	0.945	0.071	175.218	1	0.000	2.572
TipoTarjeta_Cat	0.000	0.000	22.776	2	0.000	0.000
TipoTarjeta_Cat(1)	-0.227	0.048	22.555	1	0.000	0.797
TipoTarjeta_Cat(2)	-0.060	0.234	0.066	1	0.797	0.942
FlagPremier_Cat(1)	-0.160	0.078	4.275	1	0.039	0.852
FlagHipotecario_Cat(1)	0.546	0.073	56.605	1	0.000	1.725
Edad_Cat	0.000	0.000	11.322	4	0.023	0.000
Edad_Cat(1)	-0.066	0.063	1.106	1	0.293	0.936
Edad_Cat(2)	0.022	0.065	0.109	1	0.741	1.022
Edad_Cat(3)	-0.045	0.066	0.471	1	0.493	0.956
Edad_Cat(4)	-0.178	0.067	7.054	1	0.008	0.837
Ingreso_Cat	0.000	0.000	36.883	2	0.000	0.000
Ingreso_Cat(1)	0.112	0.049	5.194	1	0.023	1.118
Ingreso_Cat(2)	0.309	0.051	36.160	1	0.000	1.362
AntiguedadTarjeta_Cat	0.000	0.000	5.993	3	0.112	0.000
AntiguedadTarjeta_Cat(1)	-0.086	0.092	0.858	1	0.354	0.918
AntiguedadTarjeta_Cat(2)	-0.220	0.106	4.338	1	0.037	0.802
AntiguedadTarjeta_Cat(3)	-0.028	0.077	0.137	1	0.711	0.972
Constante	-1.548	0.139	124.275	1	0.000	0.213

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

A continuación mostramos la interpretación para el caso de nuestro modelo:

- Para la variable Uso de línea de tarjeta de crédito se aprecia que tiene un odd-ratio con valor de 1.694, el cual está por encima de 1, lo que significa que ante un aumento en el uso de la línea de tarjeta de crédito del cliente, la probabilidad de que sea moroso aumenta con un factor de 1.694.

- Para la variable Zona geográfica se aprecia que ZonaGeografica\_Cat(1) tiene un odd-ratio con valor de 1.181, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente viva en la zona geográfica del Callao a Lima Centro aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 1.181. Para la variable ZonaGeografica\_Cat(2) se aprecia que tiene un odd-ratio con valor de 1.711, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente viva en la zona geográfica del Callao a Lima Moderna aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 1.711. Para la variable ZonaGeografica\_Cat(3) se aprecia que tiene un odd-ratio con valor de 1.190, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente viva en la zona geográfica del Callao a Lima Norte aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 1.190. Para la variable ZonaGeografica\_Cat(4) se aprecia que tiene un odd-ratio con valor de 1.207, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente viva en la zona geográfica del Callao a Lima Este aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 1.207. Para la variable ZonaGeografica\_Cat(5) se aprecia que tiene un odd-ratio con valor de 1.178, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente viva en la zona geográfica del Callao a Lima Sur aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 1.178.

- Para la variable Clasificación crediticia del cliente en el Sistema Financiero se aprecia que ClasificacionSBSAgrup\_Cat (1) tiene un odd-ratio con valor de 6.273, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga clasificación Normal a CPP aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 6.273. Para la variable ClasificacionSBSAgrup\_Cat (2) se aprecia que tiene un odd-ratio con valor de 19.458, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga una clasificación Normal a Deficiente, Dudoso o Perdida aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 19.458.

- Para la variable Nivel socioeconómico se aprecia que NSE\_Cat(1) tiene un odd-ratio con valor de 1.665, lo que indica que si los otros factores se mantienen

constantes, pasar de que un cliente tenga NSE A a B aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 1.665. Para la variable NSE\_Cat(2) se aprecia que tiene un odd-ratio con valor de 2.572, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga un NSE A a C aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 2.572.

- Para la variable Tipo de tarjeta se aprecia que TipoTarjeta\_Cat(1) tiene un odd-ratio con valor de 0.797, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga un tipo de tarjeta Clásica a Oro reduce la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 0.797. Para la variable TipoTarjeta\_Cat(2) se aprecia que tiene un odd-ratio con valor de 0.942, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga un tipo de tarjeta Clásica a Platinum reduce la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 0.942.

- Para la variable Cliente premier se aprecia que FlagPremier\_Cat(1) tiene un odd-ratio con valor de 0.852, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de ser un cliente no premier a un cliente premier reduce la probabilidad de que un cliente sea moroso por alrededor de 0.852.

- Para la variable Cliente con crédito hipotecario se aprecia que FlagHipotecario\_Cat(1) tiene un odd-ratio con valor de 1.725, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente no tenga crédito hipotecario a que si lo tenga aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 1.725.

- Para la variable Edad se aprecia que Edad\_Cat(1) tiene un odd-ratio con valor de 0.936, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga 31 años o menos a estar entre 32 y 37 años reduce la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 0.936. Para la variable Edad\_Cat(2) tiene un odd-ratio con valor de 1.022, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga 31 años o menos a estar entre 38 y 43



años aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 1.022. Para la variable Edad\_Cat(3) tiene un odd-ratio con valor de 0.956, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga 31 años o menos a estar entre 44 y 51 años reduce la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 0.956. Para la variable Edad\_Cat(4) tiene un odd-ratio con valor de 0.837, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga 31 años o menos a que tenga 52 años a más reduce la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 0.837.

- Para la variable Ingreso se aprecia que Ingreso\_Cat(1) tiene un odd-ratio con valor de 1.118, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga ingresos menores o iguales a 1,410 Nuevos Soles a ingresos entre 1,410.01 y 2,560 Nuevos Soles aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 1.118. Para la variable Ingreso\_Cat(2) tiene un odd-ratio con valor de 1.362, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga ingresos menores o iguales a 1,410 Nuevos Soles a ingresos mayores o iguales a 2,560.01 Nuevos Soles aumenta la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 1.362.

- Para la variable Antigüedad de tarjeta del cliente se aprecia que la variable AntigüedadTarjeta(1) tiene un odd-ratio con valor de 0.918, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga 12 meses o menos de antigüedad a tener entre 13 y 24 meses reduce la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 0.918. Para la variable AntigüedadTarjeta(2) tiene un odd-ratio con valor de 0.802, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga 12 meses o menos de antigüedad a tener entre 25 y 36 meses reduce la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 0.802. Para la variable AntigüedadTarjeta(3) tiene un odd-ratio con valor de 0.972, lo que indica que si los otros factores se mantienen constantes, pasar de que un cliente tenga 12 meses o menos de antigüedad a tener de 36 meses a más reduce la probabilidad de que sea moroso por alrededor de 0.972.

De este modo, el mejor modelo para estimar a los clientes morosos que usan tarjetas de crédito para la banca de personas naturales de la Entidad Bancaria Perú Bank se obtuvo con 10 variables, las cuales son: Uso de línea de tarjeta ( $X_1$ ), Zona geográfica ( $X_2$ ), Clasificación del cliente en el Sistema Financiero ( $X_3$ ), Nivel socioeconómico ( $X_4$ ), Tipo de tarjeta ( $X_5$ ), Cliente premier ( $X_6$ ), Cliente con crédito hipotecario ( $X_7$ ), Edad ( $X_8$ ), Ingreso ( $X_9$ ) y Antigüedad de tarjeta ( $X_{10}$ ).

La mejor ecuación de regresión logística para estimar a los clientes morosos que usan tarjetas de crédito para la banca de personas naturales de la Entidad Bancaria Perú Bank es:

$$P(Y = 1 / X_1, \dots, X_k) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

Donde  $Z_i$  es:

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki} = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \log \text{it}[P(Y = 1)] = \text{Logit}(\text{Morosidad})$$

Por lo tanto, usando los coeficientes B del cuadro N° 5.19, nuestro modelo estaría representado de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \text{Logit}(\text{Morosidad}) = & -1.548 \\ & +0.527X_1 \\ & +0.167X_{21}+0.537X_{22}+0.174X_{23}+0.188X_{24}+0.164X_{25} \\ & +1.836X_{31}+2.968X_{32} \\ & +0.510X_{41}+0.945X_{42} \\ & -0.227X_{51}-0.060X_{52} \\ & -0.160X_6 \\ & +0.546X_7 \\ & -0.066X_{81}+0.022X_{82}-0.045X_{83}-0.178X_{84} \\ & +0.112X_{91}+0.309X_{92} \\ & -0.086X_{101}-0.220X_{102}-0.028X_{103} \end{aligned}$$

Finalmente, tomando los resultados de las probabilidades obtenidas mediante la aplicación del modelo estadístico de regresión logística para la muestra de 13,380 clientes, podemos clasificarlos en tres categorías, las cuales se detallan a continuación:

- Clase de Bajo Riesgo, la cual corresponde a los clientes con probabilidades de ser morosos mayores a 0 y menores o iguales a 0.50.
- Clase de Mediano Riesgo, la cual corresponde a los clientes con probabilidades de ser morosos mayores a 0.50 y menores o iguales a 0.70.
- Clase de Alto Riesgo, la cual corresponde a los clientes con probabilidades de ser morosos mayores a 0.70 y menores a 1.

El cuadro N° 5.20, recoge la clasificación de clientes según probabilidad de morosidad para la muestra de construcción. Del cuadro, se puede apreciar que el 67.4% (9,012 clientes) están en la categoría de bajo riesgo; sólo un 6.4% (855 clientes) están en la categoría de mediano riesgo; y el 26.3% (3,513 clientes) se encuentran en la categoría de alto riesgo.

**Cuadro N° 5.20**  
**CLASIFICACIÓN DE CLIENTES SEGÚN PROBABILIDAD DE MOROSIDAD  
 PARA LA MUESTRA DE CONSTRUCCIÓN**

<b>Clase de Morosidad</b>	<b>Nro. De Clientes</b>	<b>% Clientes</b>
Bajo Riesgo : ProbMoroso <0,0.50]	9,012	67.4%
Mediano Riesgo : ProbMoroso <0.5,0.7]	855	6.4%
Alto Riesgo : ProbMoroso <0.7,1>	3,513	26.3%
<b>Total</b>	<b>13,380</b>	<b>100.0%</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

### 5.2.2 Prueba ómnibus

En el cuadro N° 5.21 (ver anexo 3) recoge los valores de la prueba ómnibus, en la que se muestra un valor de chi-cuadrado de 3,703.21 con un p-value de  $0.000 < 0.05$ , lo que indica que hay una relación significativa entre las variables independientes y el resultado, es decir, el modelo es significativo.

**Cuadro N° 5.21**  
**PRUEBA ÓMNIBUS**

Modelo	Chi cuadrado	gl	Sig.
	3,703.212	19	0.000

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

### 5.2.3 Pseudo R-cuadrado

En el cuadro N° 5.22 (ver anexo 3) se recogen los valores de los diferentes pseudo R-cuadrados, los que indican que el modelo sólo explica una cantidad modesta de chi cuadrado inicial sin explicación.

**Cuadro N° 5.22**  
**RESUMEN DEL MODELO**

-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
14,939.503	23.6%	31.5%

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

### 5.2.4 Prueba de Hosmer y Lemeshow

En el cuadro N° 5.23, se recogen los valores de la prueba de Hosmer y Lemeshow, en la que se muestra un valor de chi-cuadrado de 18.463 con un p-value de  $0.02 > 0.01$  (nivel de significancia), lo que indica que no existen diferencias entre los

valores observados y valores estimados, por lo tanto se puede concluir que el modelo ajustado es significativo.

**Cuadro N° 5.23**  
PRUEBA DE HOSMER Y LEMESHOW

Chi cuadrado	gl	Sig.
18.463	8	0.018

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

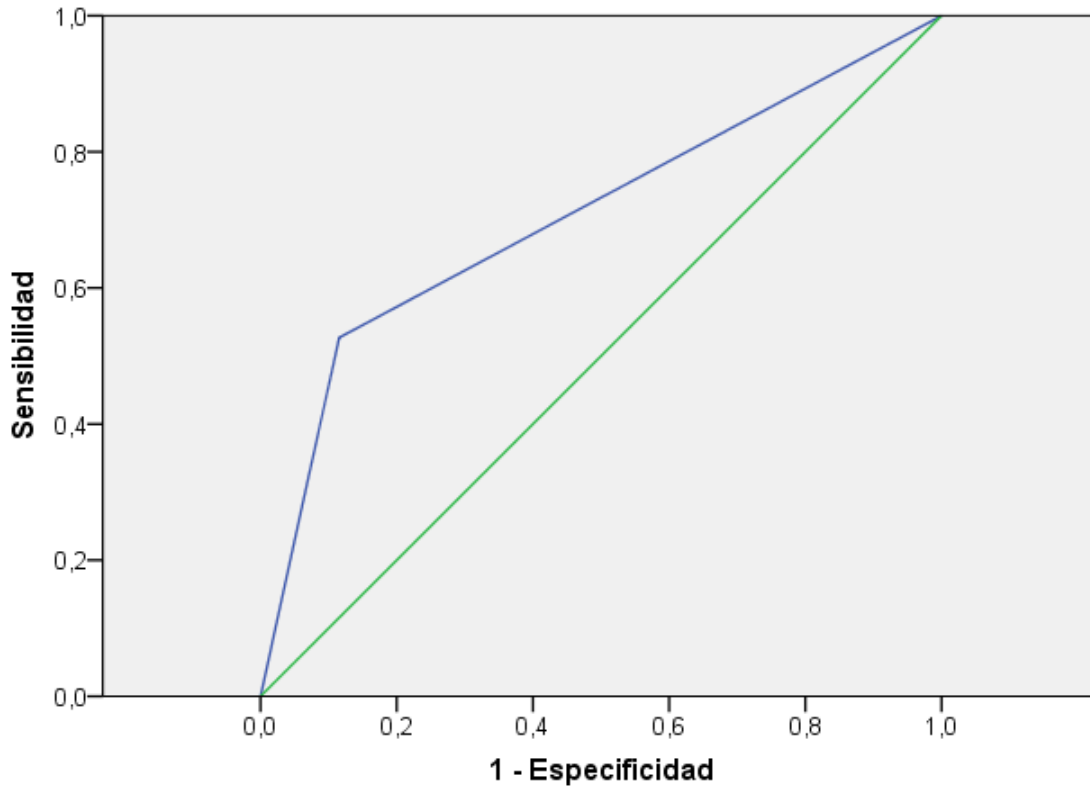
AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

### **5.2.5 Curva ROC**

En el gráfico N° 5.16 se muestra que la curva ROC está alejada de la diagonal principal y tiene una curvatura pronunciada, por lo tanto se puede concluir que el modelo ajustado es el adecuado. Esto se puede afirmar con el área bajo la curva ROC.

**Gráfico N° 5.16**  
Curva ROC



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

En el cuadro N° 5.24, recoge el valor del área bajo la curva ROC, en la que se muestra un área de  $0.705 > 0.7$  con un p-value de  $0.000 < 0.05$ , lo cual indica una eficacia o capacidad predictiva del modelo. Por lo tanto, se puede concluir que el modelo ajustado es el adecuado.

**Cuadro N° 5.24**  
ÁREA BAJO LA CURVA

Área	Error típ.a	Sig. asintóticab
0.705	0.004	0.000

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank  
ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

## 5.2.6 Tabla de clasificación

En el cuadro N° 5.25, se recogen los resultados obtenidos mediante la tabla de clasificación, lo que indica que aquellos clientes que son morosos se estimaron con una precisión de 53.0% (sensibilidad) y aquellos clientes que son no morosos se estimaron con una precisión de 88.2% (especificidad). Para el conjunto de la muestra de construcción (13,380 clientes) el porcentaje de aciertos del modelo ha sido del 70.4%.

**Cuadro N° 5.25**  
TABLA DE CLASIFICACIÓN

Observado		Pronosticado		
		Morosidad		Porcentaje correcto
		No Moroso	Moroso	
Morosidad	No Moroso	5,831	781	88.2
	Moroso	3,181	3,587	53.0
Porcentaje global				70.4

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

## 5.2.7 Tabla de validación

En el cuadro N° 5.26, se recogen los resultados de la validación del modelo estadístico de regresión logística, lo que indica que aquellos clientes que son morosos se estimarán con una precisión de 50.7% y aquellos clientes que son no morosos se estimarán con una precisión de 89.1%. Para el conjunto de la muestra de la validación (3,334 clientes) el porcentaje de aciertos del modelo ha sido del 69.6%.

**Cuadro N° 5.26**  
TABLA DE VALIDACIÓN

Observado		Pronosticado		Porcentaje correcto
		No Moroso	Moroso	
Morosidad	No Moroso	1,462	179	89.1
	Moroso	835	858	50.7
Porcentaje global				69.6

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

El cuadro N° 5.27, recoge la clasificación de clientes según probabilidad de morosidad para la muestra de validación. Del cuadro, se puede apreciar que el 68.9% (2,297 clientes) están en la categoría de bajo riesgo; sólo un 6.7% (223 clientes) están en la categoría de mediano riesgo; y el 24.4% (814 clientes) se encuentran en la categoría de alto riesgo.

**Cuadro N° 5.27**  
CLASIFICACIÓN DE CLIENTES SEGÚN PROBABILIDAD DE MOROSIDAD  
PARA LA MUESTRA DE VALIDACIÓN

Clase de Morosidad	Nro. De Clientes	% Clientes
Bajo Riesgo : ProbMoroso <0,0.50]	2,297	68.9%
Mediano Riesgo : ProbMoroso <0.5,0.7]	223	6.7%
Alto Riesgo : ProbMoroso <0.7,1>	814	24.4%
Total	3,334	100.0%

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia



## CONCLUSIONES

En esta parte del Informe de Suficiencia se exponen las conclusiones obtenidas como producto del desarrollo de la investigación.

Como consecuencia de la investigación realizada se pueden tener las siguientes conclusiones:

1. A través del modelo estadístico de regresión logística se encontró que las variables que tienen mayor importancia en la caracterización de los clientes morosos de Lima Metropolitana y el Callao fueron: el uso de línea de tarjeta, la zona geográfica en la que vive, la clasificación crediticia del cliente en el Sistema Financiero, el nivel socioeconómico al que pertenece, el tipo de tarjeta que posee, si es considerado como un cliente premier, si posee un crédito hipotecario en el Sistema Financiero, su edad, sus ingresos y la antigüedad de su tarjeta de crédito.
2. Mediante la aplicación del modelo estadístico de regresión logística se pudo estimar a los clientes morosos de Lima Metropolitana y el Callao que usan tarjetas de crédito para la banca de personas naturales de la Entidad Bancaria Perú Bank, obteniéndose una precisión de 53.0% y un porcentaje global de 70.4% en la muestra de construcción. Finalmente, en la muestra de validación se obtuvo una precisión de 50.7% y un porcentaje global de 69.6%.

## **RECOMENDACIONES**

1. Se sugiere continuar el estudio, planteando modelos alternativos como por ejemplo el modelo de árboles de decisión o el modelo de redes neuronales para poder compararlo con el modelo estadístico de regresión logística y determinar si ayuda a mejorar la precisión de la estimación de los clientes morosos.
2. Se sugiere usar el modelo estadístico de regresión logística para estudiar la morosidad de los clientes en otras muestras de datos, aplicándolo a otros productos de la Entidad Bancaria Perú Bank, como por ejemplo: préstamo personal, crédito hipotecario o crédito automotriz.

## BIBLIOGRAFÍA

Csrcisneros. Tarjetas de Crédito. Dirección URL:

<<http://www.monografias.com/trabajos52/tarjetas-credito/tarjetas-credito.shtml>>.

[Consulta: 26 julio 2013].

Javier Rodríguez Velarde. La Tarjeta de Crédito. Dirección URL:

<[http://www.rodriguezvelarde.com.pe/pdf/libro3\\_parte1\\_cap10.pdf](http://www.rodriguezvelarde.com.pe/pdf/libro3_parte1_cap10.pdf)>. [Consulta: 26

julio 2013].

José Prochazca. Encajes (Perú). Dirección URL:

<<http://www.monografias.com/trabajos45/encajes-bancarios/encajes-bancarios2.shtml>>.

[Consulta: 12 septiembre 2013].

Hamilton Galindo. Requerimiento de Capital Bancario y ciclos de crédito. Dirección

URL: <<http://www.bcrp.gob.pe/docs/Proyeccion-Institucional/Encuentro-de-Economistas/EE-2011/ee-2011-d2-galindo.pdf>>.

[Consulta: 12 septiembre 2013].

El Comercio. Colocación de tarjetas de crédito reportó una cifra récord en enero.

Dirección URL: <<http://elcomercio.pe/economia/1550297/noticia-colocacion-tarjetas-credito-reporto-cifra-record-enero>>.

[Consulta: 12 septiembre 2013].

El Comercio. Deudas de tarjeta de crédito cerraron el 2012 en S/.16.324 millones.

Dirección URL: <<http://elcomercio.pe/economia/1536101/noticia-deudas-tarjeta-credito-cerraron-2012-16324-millones>>.

[Consulta: 26 julio 2013].

Mirtha Trigoso. Tarjetas de crédito en la mira. Dirección URL: <<http://www.expreso.com.pe/noticia/2011/07/03/tarjetas-de-credito-en-la-mira>>. [Consulta: 26 julio 2013].

Sinnexus. Datawarehouse. Dirección URL: <[http://www.sinnexus.com/business\\_intelligence/datawarehouse.aspx](http://www.sinnexus.com/business_intelligence/datawarehouse.aspx)>. [Consulta: 26 julio 2013].

Fahrmeir, L. y Tutz, G. (1994). Multivariate statistical modelling based on generalized linear models. Springer-Verlag, New York.

Garthwaite, P. H., Jolliffe, I. T. y Jones, B. (1995). Statistical Inference. Prentice Hall, London.

Montgomery, D. (2002). Introducción al Análisis de Regresión Lineal. Compañía Editorial Continental, 3ra. Edición, México.

Gujarati, D. N. (2004). Econometría. McGraw-Hill Interamericana, 4ta. Edición, México.

Uriel, J. E., y Aldás, M. J. (2005). Análisis Multivariante Aplicado: Aplicaciones al Marketing, Investigación de Mercados, Economía, Dirección de empresas y Turismo. Editotial Thomson, Madrid, España.

## ANEXOS

### ANEXO 1: Análisis univariado de las variables independientes

**Cuadro N° 5.1**  
USO DE LÍNEA DE TARJETA

UsoLineaTarjeta	
N	16,714
Rango	1.00
Mínimo	0.00
Máximo	1.00
Media	0.39
Desv. típ.	0.32
Varianza	0.10
Asimetría	0.42
Curtosis	-1.18

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.2**  
ZONA GEOGRÁFICA

ZonaGeografica_Cat	Frecuencia	Porcentaje
LIMA CENTRO	1,856	11.1
LIMA MODERNA	5,221	31.2
LIMA NORTE	3,570	21.4
LIMA ESTE	2,345	14.0
LIMA SUR	2,221	13.3
CALLAO	1,501	9.0
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.3**  
CLASIFICACIÓN EN EL SISTEMA FINANCIERO

ClasificacionSBS_Cat	Frecuencia	Porcentaje
Normal	12,272	73.4
CPP	1,474	8.8
Deficiente	1,631	9.8
Dudoso	604	3.6
Perdida	733	4.4
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.4**  
TIPO DE CRÉDITO

TipoCredito_Cat	Frecuencia	Porcentaje
No Revolvente	2,867	17.2
Revolvente	13,847	82.8
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.5**  
NIVEL SOCIOECONÓMICO

NSE_Cat	Frecuencia	Porcentaje
A	3,325	19.9
B	4,371	26.2
C	9,018	54.0
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.6**  
SEXO

Sexo_Cat	Frecuencia	Porcentaje
Masculino	9,103	54.5
Femenino	7,611	45.5
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.7**  
ESTADO CIVIL

EstadoCivil_Cat	Frecuencia	Porcentaje
Casado u otro	4,423	26.5
Soltero	12,291	73.5
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.8**  
TIPO DE VIVIENDA

TipoVivienda_Cat	Frecuencia	Porcentaje
Casa propia	6,245	37.4
Casa arrendada	1,588	9.5
Casa de familiares	1,690	10.1
Casa de los padres	7,191	43.0
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.9**  
TIPO DE TARJETA

TipoTarjeta_Cat	Frecuencia	Porcentaje
CLASICA	4,163	24.9
ORO	12,420	74.3
PLATINUM	131	0.8
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.10**  
CLIENTE PREMIER

FlagPremier_Cat	Frecuencia	Porcentaje
No	15,403	92.2
Si	1,311	7.8
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia



**Cuadro N° 5.11**  
**CLIENTE CON CRÉDITO HIPOTECARIO**

FlagHipotecario_Cat	Frecuencia	Porcentaje
No	15,451	92.4
Si	1,263	7.6
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.12**  
**CLIENTE CON CRÉDITO AUTOMOTRIZ**

FlagAutomotriz_Cat	Frecuencia	Porcentaje
No	16,330	97.7
Si	384	2.3
<b>Total</b>	<b>16,714</b>	<b>100.0</b>

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.13**  
**EDAD**

Edad	
N	16,714
Rango	45
Mínimo	20
Máximo	65
Media	41.02
Desv. típ.	10.30
Varianza	106.04
Asimetría	0.41
Curtosis	-0.70

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.14**  
**INGRESO**

Ingreso	
N	16,714
Rango	4,950
Mínimo	750
Máximo	5,700
Media	2,249.08
Desv. típ.	1,257.73
Varianza	1,581,888.39
Asimetría	0.85
Curtosis	-0.27

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Cuadro N° 5.15**  
**ANTIGÜEDAD DE TARJETA**

AntigüedadTarjeta	
N	16,714
Rango	193
Mínimo	6
Máximo	199
Media	87.99
Desv. típ.	56.54
Varianza	3,196.90
Asimetría	0.19
Curtosis	-1.25

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank

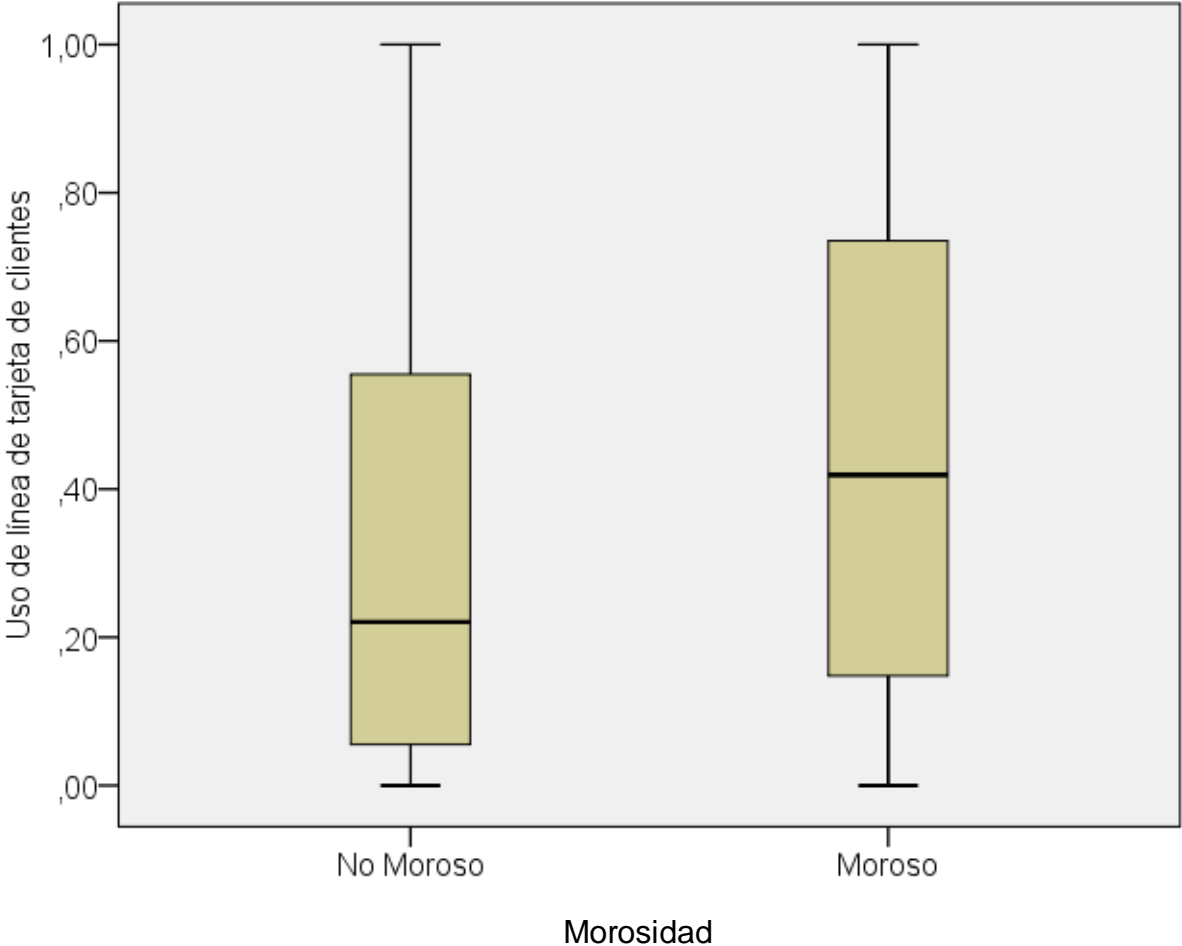
AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**ANEXO 2: Análisis entre la variable dependiente e independientes**

**Gráfico N° 5.1**

Ratio de uso de línea de tarjeta de clientes según Morosidad

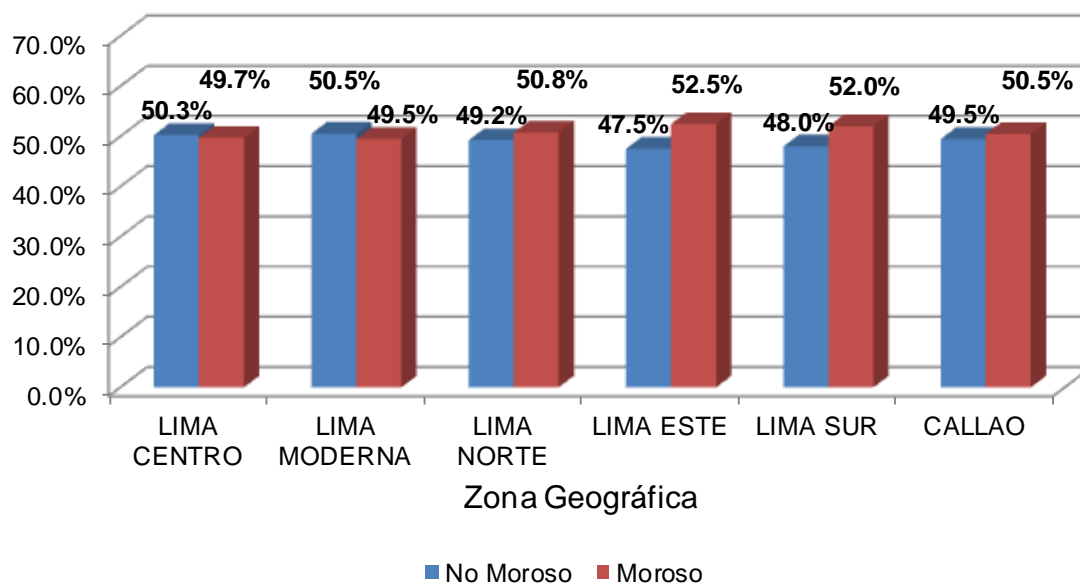


FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

**Gráfico N 5.2**  
**Diagrama Porcentual entre Zona Geográfica y Morosidad**

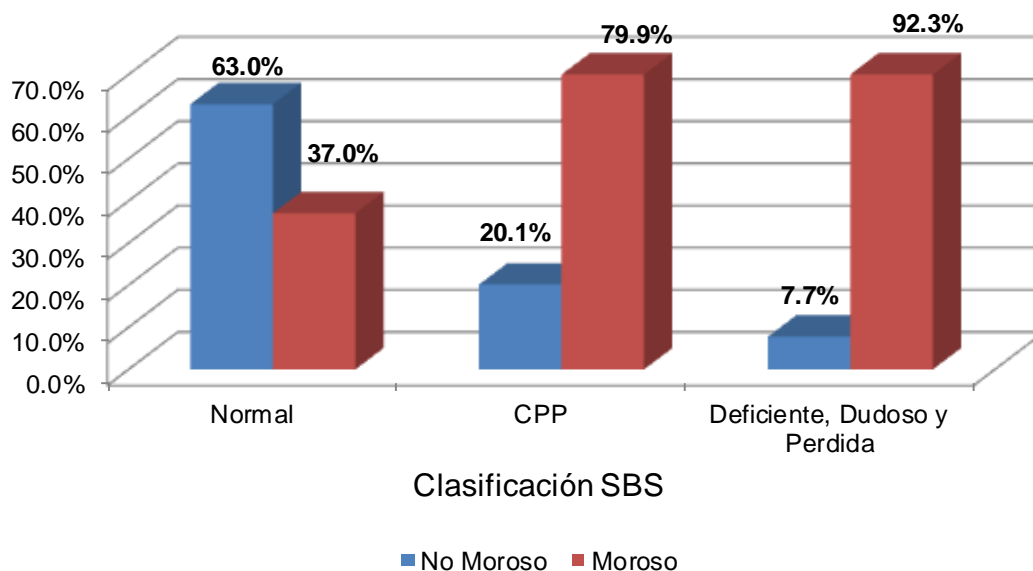


FUENTE: Entidad Bancaria

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia Perú Bank

**Gráfico N 5.3**  
**Diagrama Porcentual entre Clasificación crediticia en el Sistema Financiero y Morosidad**

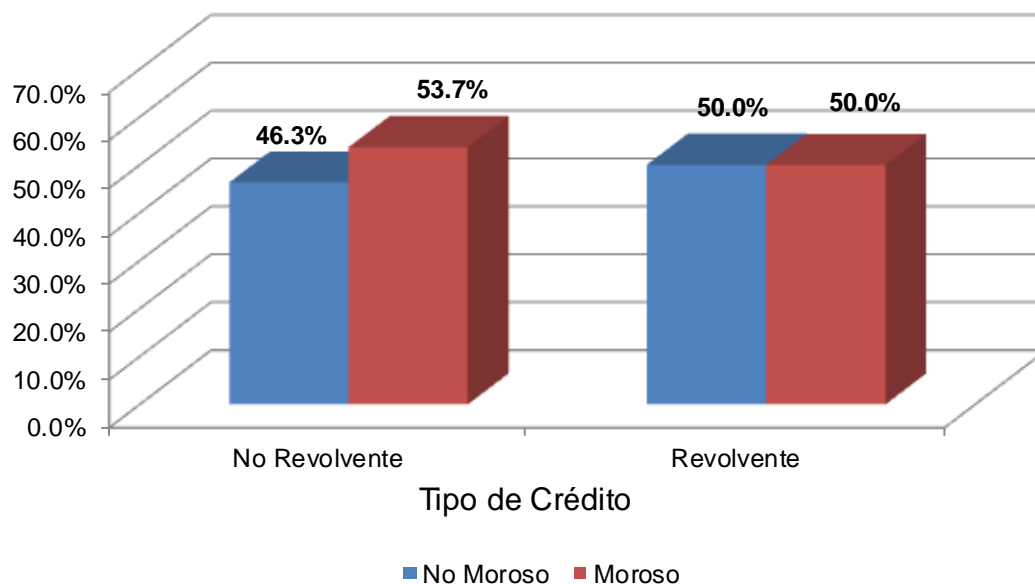


FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

ELABORACIÓN: Propia

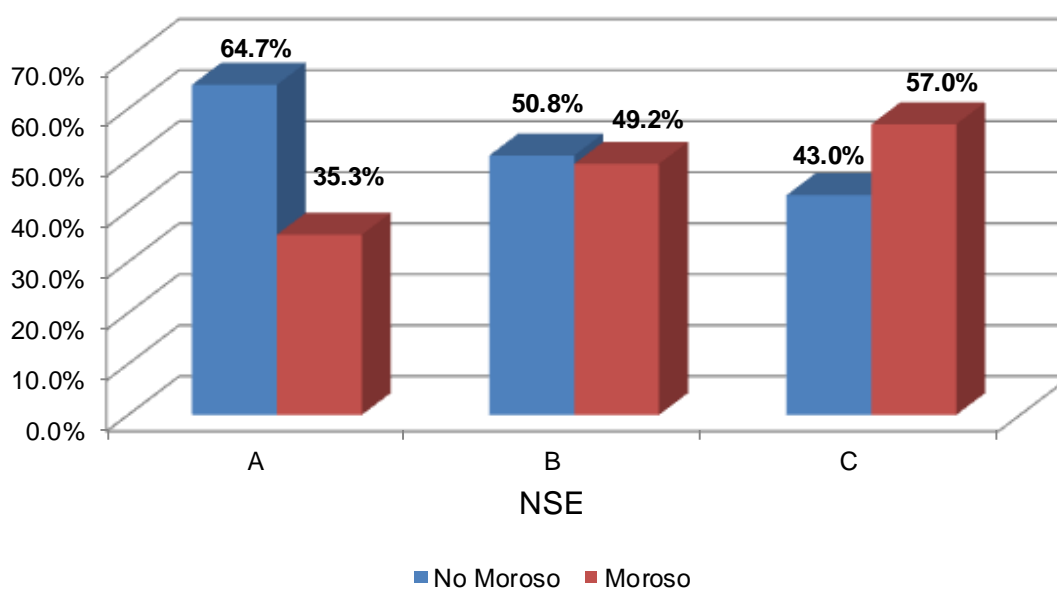
**Gráfico N 5.4**  
**Diagrama Porcentual entre Tipo de crédito y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

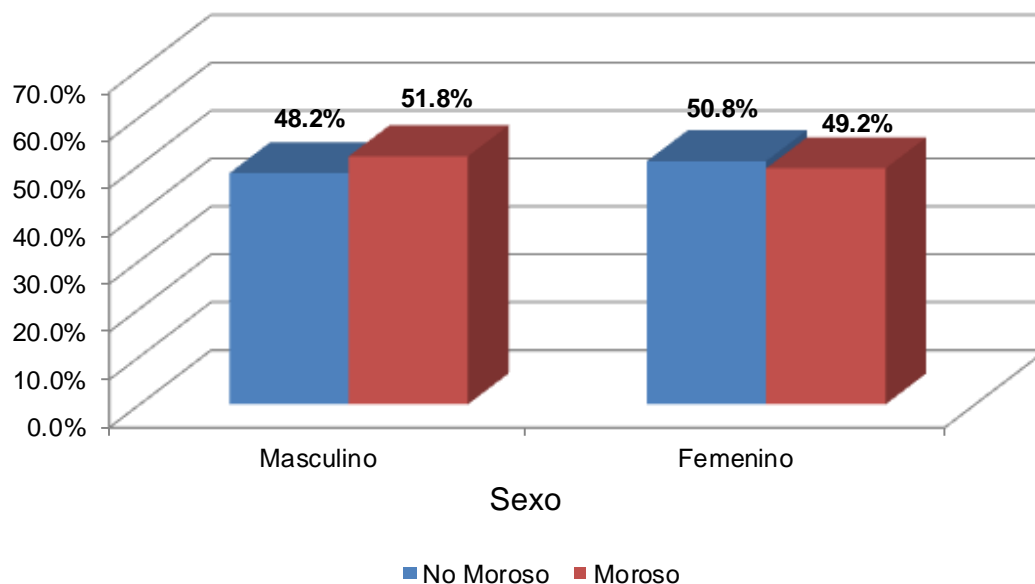
**Gráfico N 5.5**  
**Diagrama Porcentual entre NSE y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

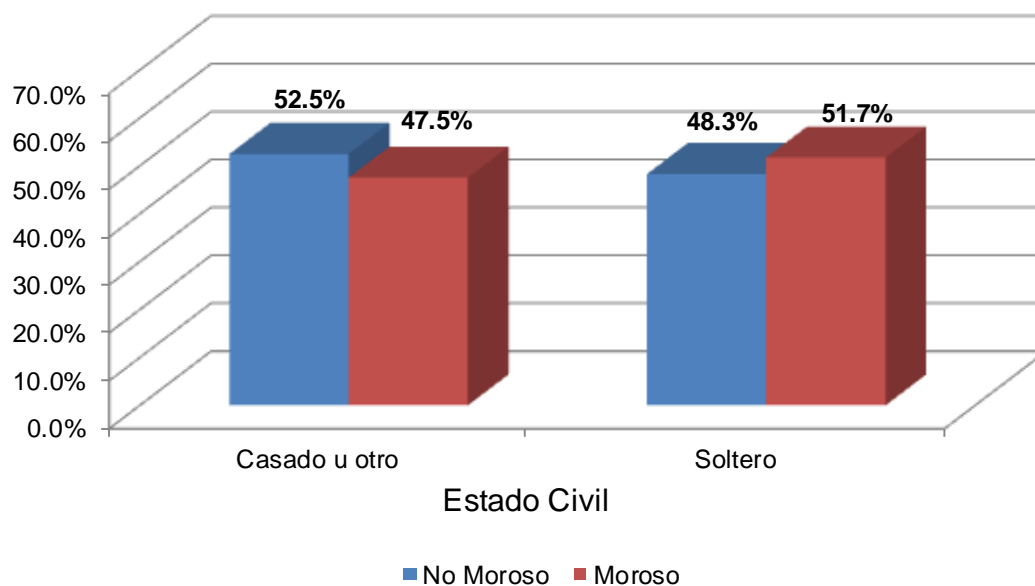
**Gráfico N 5.6**  
**Diagrama Porcentual entre Sexo y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

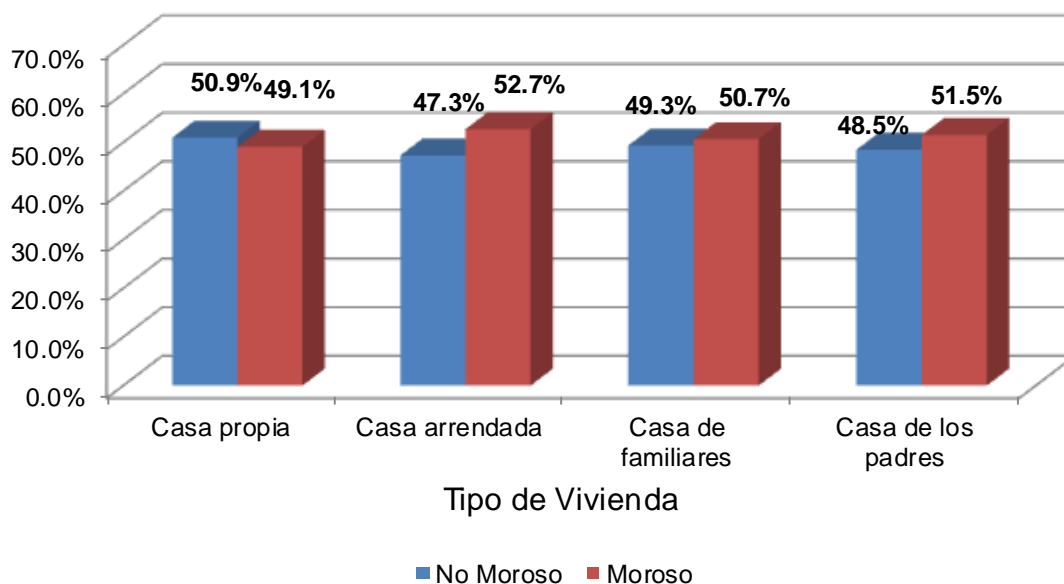
**Gráfico N 5.7**  
**Diagrama Porcentual entre Estado Civil y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

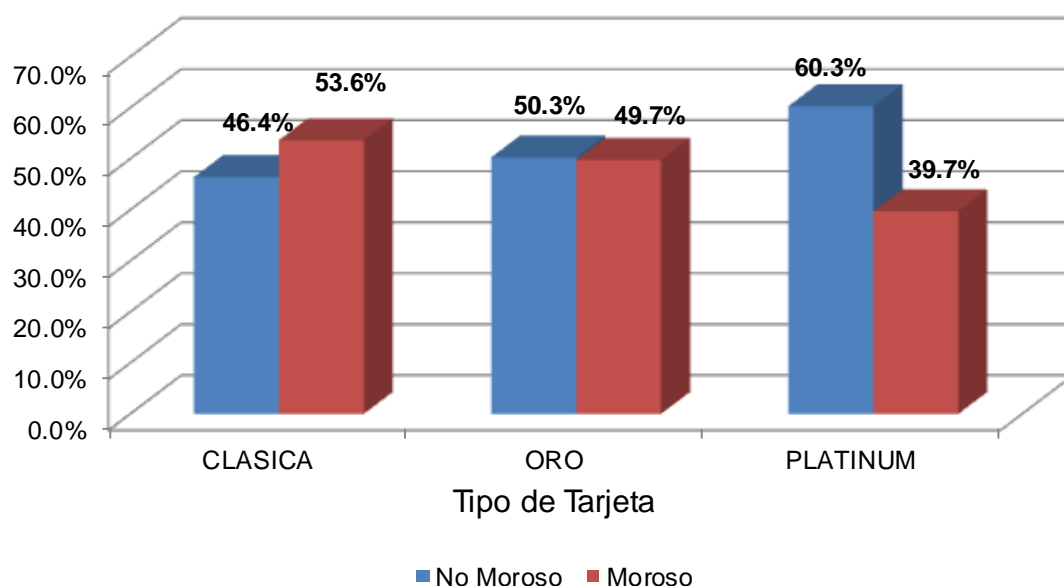
**Gráfico N 5.8**  
**Diagrama Porcentual entre Tipo de Vivienda y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

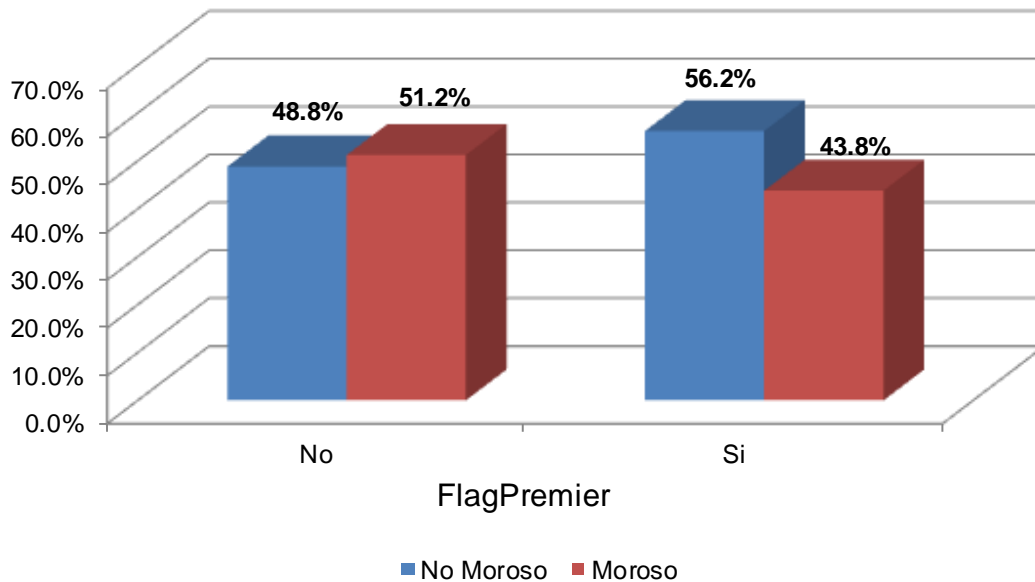
**Gráfico N 5.9**  
**Diagrama Porcentual entre Tipo de Tarjeta y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

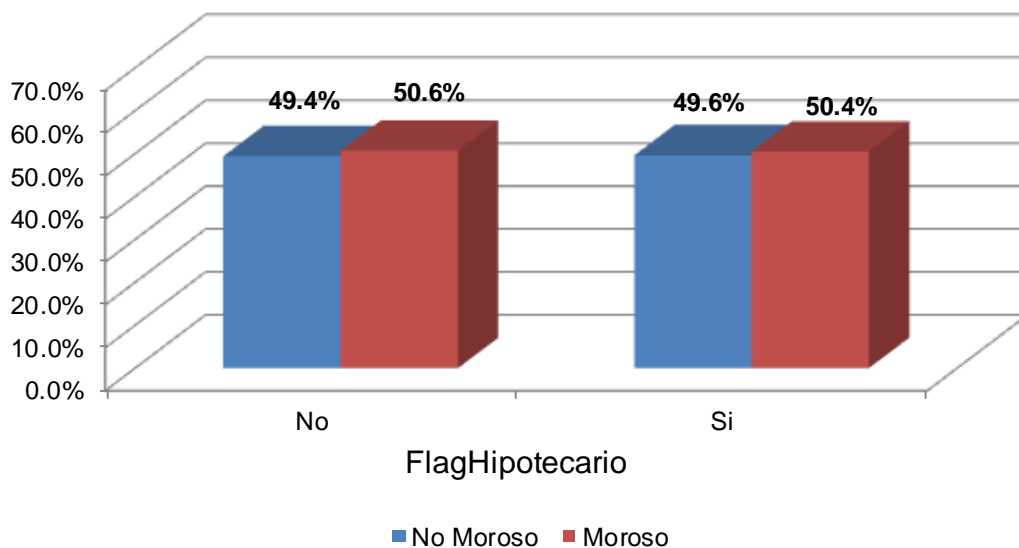
**Gráfico N 5.10**  
**Diagrama Porcentual entre Cliente Premier y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

**Gráfico N 5.11**  
**Diagrama Porcentual entre Tenencia de crédito Hipotecario y Morosidad**

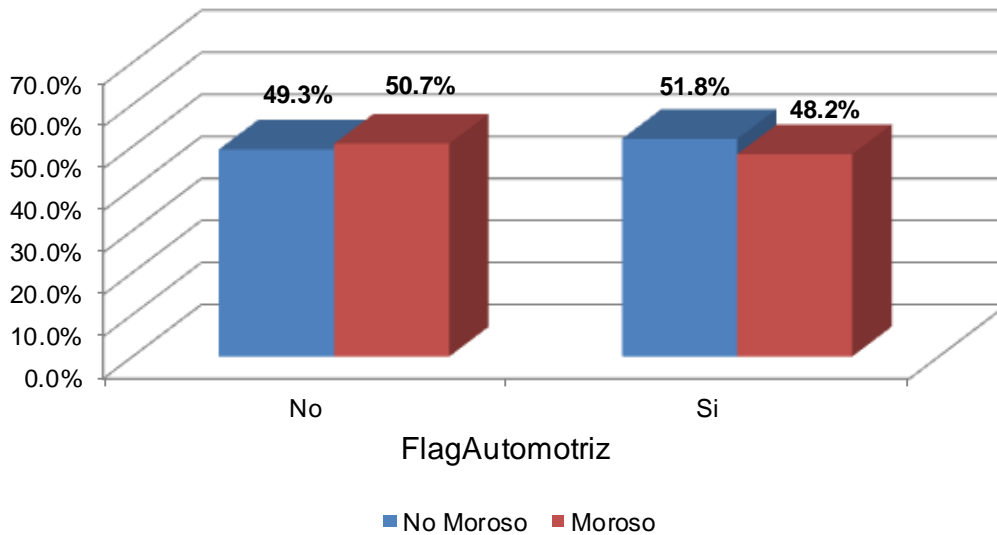


FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011



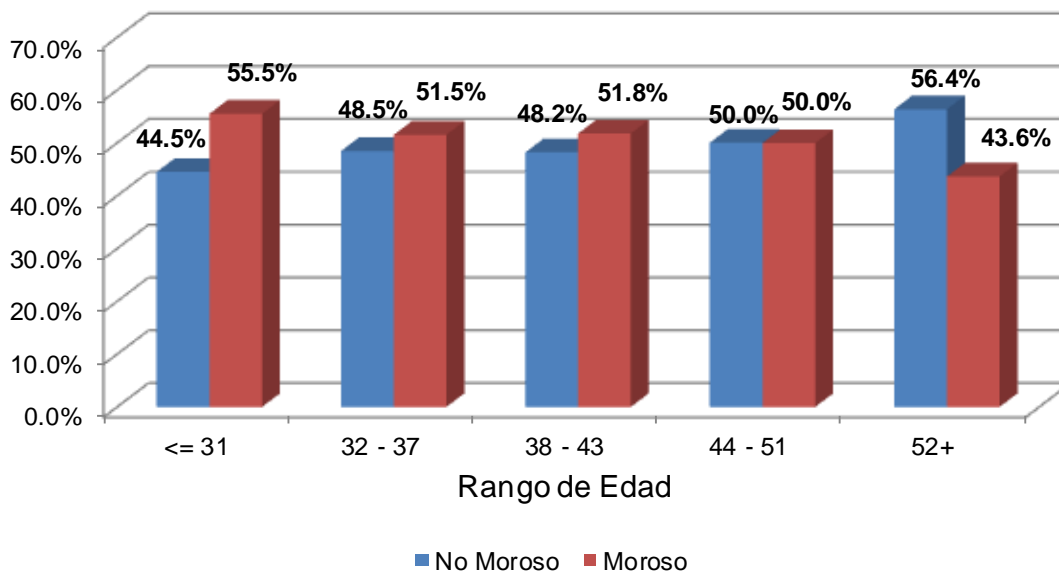
**Gráfico N 5.12**  
**Diagrama Porcentual entre Tenencia de crédito Automotriz y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

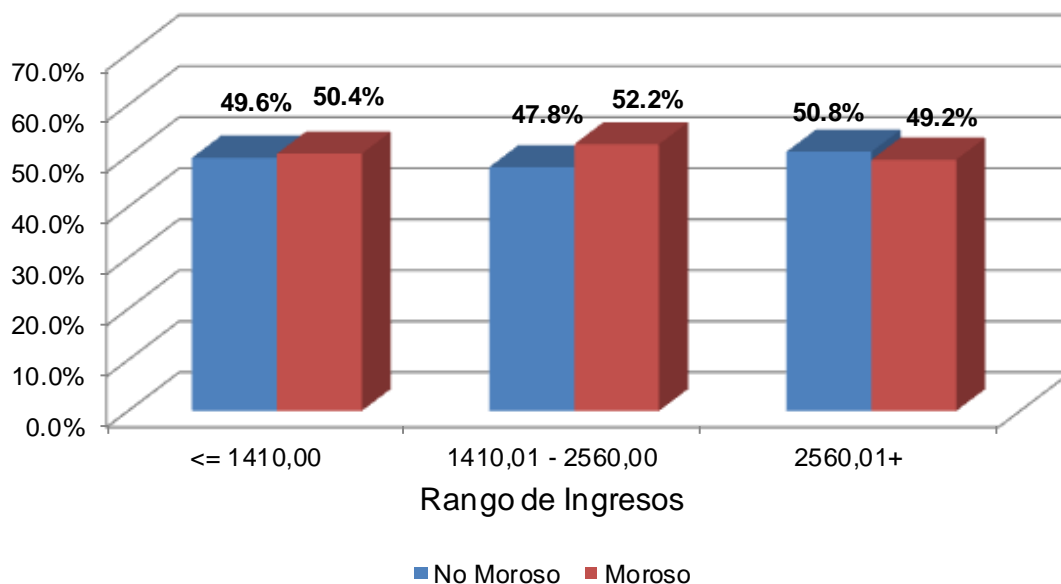
**Gráfico N 5.13**  
**Diagrama Porcentual entre Edad y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

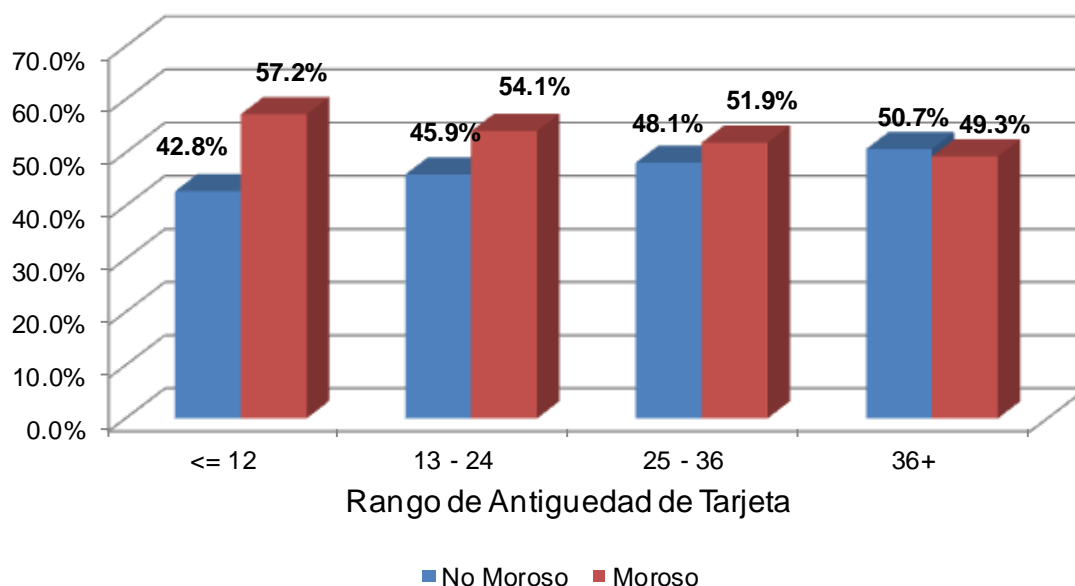
**Gráfico N 5.14**  
**Diagrama Porcentual entre Ingreso y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

**Gráfico N 5.15**  
**Diagrama Porcentual entre Antigüedad de Tarjeta y Morosidad**



FUENTE: Entidad Bancaria Perú Bank  
 ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011

## ANEXO 3: Análisis de regresión logística

**Cuadro N° 5.18**  
CODIFICACIÓN DE VARIABLES CATEGÓRICAS

	Variables	Codificación de parámetros				
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
ZonaGeografica_Cat	LIMA CENTRO	1	0	0	0	0
	LIMA MODERNA	0	1	0	0	0
	LIMA NORTE	0	0	1	0	0
	LIMA ESTE	0	0	0	1	0
	LIMA SUR	0	0	0	0	1
	CALLAO	0	0	0	0	0
Edad (agrupado)	<= 31	0	0	0	0	
	32 - 37	1	0	0	0	
	38 - 43	0	1	0	0	
	44 - 51	0	0	1	0	
	52+	0	0	0	1	
AntiguedadTarjeta (agrupado)	<= 12	0	0	0		
	13 - 24	1	0	0		
	25 - 36	0	1	0		
	36+	0	0	1		
NSE_Cat	A	0	0			
	B	1	0			
	C	0	1			
Ingreso (agrupado)	<= 1410,00	0	0			
	1410,01 - 2560,00	1	0			
	2560,01+	0	1			
TipoTarjeta_Cat	CLASICA	0	0			
	ORO	1	0			
	PLATINUM	0	1			
ClasificacionSBSAgrup_Cat	Normal	0	0			
	CPP	1	0			
	Deficiente, Dudoso y Perdida	0	1			
FlagHipotecario_Cat	No	0				
	Si	1				
FlagPremier_Cat	No	0				
	Si	1				

FUENTE: Entidad Bancaria Peru Bank  
ELABORACIÓN: Propia

AL 31 DE DICIEMBRE DE 2011