

Universidad de Lima
Facultad de Ciencias Empresariales y Económicas

Carrera de Economía



**PROPUESTA DE UN MODELO LOGIT PARA
EVALUAR EL RIESGO CREDITICIO EN
EMPRESAS FINANCIERAS: CASO DE LA
FINANCIERA PROEMPRESA
PERIODO 2017**

Tesis para optar el Título Profesional de Economista

Eduardo Gonzalo Castañeda Luza

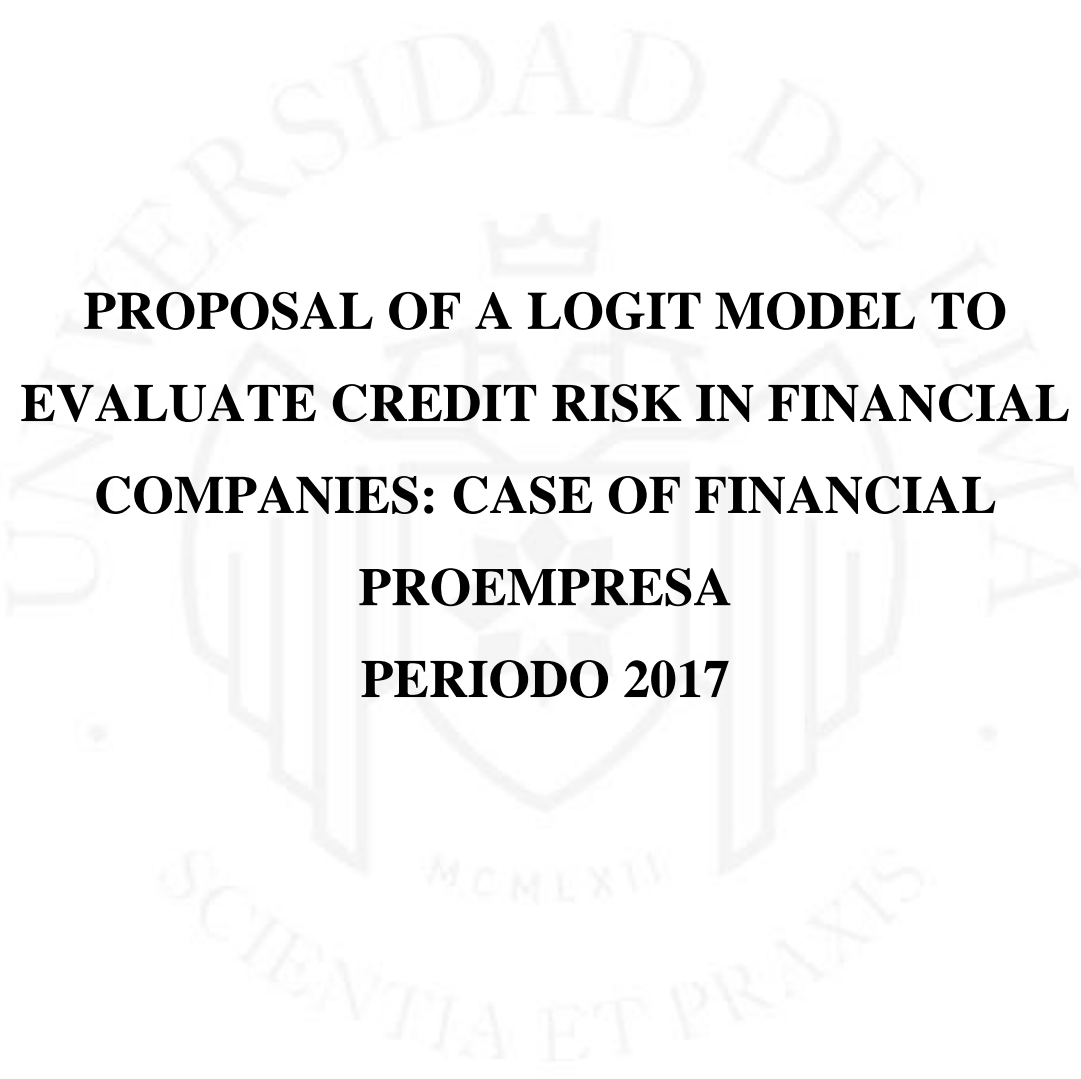
Código 20141677

Asesor

Ricardo Norberto Villamonte Blas

Lima – Perú

Agosto del 2020



**PROPOSAL OF A LOGIT MODEL TO
EVALUATE CREDIT RISK IN FINANCIAL
COMPANIES: CASE OF FINANCIAL
PROEMPRESA
PERIODO 2017**

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	viii
ABSTRACT.....	x
CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN	1
1.1 Planteamiento de problema.....	2
1.2 Objetivos de investigación.....	8
1.3 Hipótesis de investigación	9
1.4 Justificación e importancia de la investigación	10
1.5 Límites de la investigación	11
1.6 Viabilidad de la investigación y declaración ética.....	11
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO	12
2.1 Base Teórica	12
2.2 Antecedentes o estado del arte.....	16
2.3 Marco Conceptual – Modelo Teórico Propio	33
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN.....	45
3.1 Enfoque de la Investigación.....	45
3.2 Alcance de la Investigación	46
3.3 Diseño de la investigación	46
3.4 Población y Muestra	52
3.5 Administración de la información	52
CAPÍTULO IV: ANÁLISIS SECTORIAL, INSTITUCIONAL, NORMATIVO Y DE EXPERTOS.	53
4.1 Análisis de las variables.....	53
4.2 Análisis de la institución.....	54
4.3 Análisis Normativo	56
4.4 Análisis de expertos	59

4.5	Análisis de los principales acontecimientos	63
CAPÍTULO V: ANÁLISIS DE RESULTADOS.....		69
5.1	Resumen ejecutivo de resultados	69
5.2	Resultado de las pruebas preliminares y tratamiento de la data	70
5.3	Resultado de las pruebas estadísticas y/o econométricas	71
5.4	Análisis utilizando el capítulo: Análisis sectorial, normativo y de expertos	75
5.5	Análisis comparativo respecto a la Base Teórica y del Estado del Arte.....	77
CONCLUSIONES		80
RECOMENDACIONES		83
CRONOGRAMA		85
REFERENCIAS.....		86
BIBLIOGRAFÍA		98
ANEXOS.....		100

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1	Matriz para la construcción del Modelo Teórico propio – Base Teórica	33
Tabla 2.2	Matriz para la construcción del Modelo Teórico propio - Tesis	35
Tabla 2.3	Matriz para la construcción del Modelo Teórico propio – Revistas Indexadas	37
Tabla 2.4	Matriz de Operacionalización:.....	44



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1	Ratio de Morosidad de Financieras vs Financiera Proempresa (en %)	3
Figura 1.2	Ratio de Cartera de Alto riesgo de Financieras vs Financiera Proempresa (en %)	3
Figura 1.3	Requerimiento de Capital por Riesgo de Crédito de las Financieras vs Financiera Proempresa (en miles de soles)	4
Figura 1.4	Ratio de Cartera Crítica de las Financieras vs Financiera Proempresa (en %)	5
Figura 3.1	Gráfica de la función logística	48
Figura 4.1	Morosidad Contable y de alto riesgo de Proempresa	53
Figura 4.2	Gasto de Provisiones entre Cartera Bruta de Proempresa	54
Figura 4.3	Línea de tiempo	64

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1: Matriz de relación del estado del arte con las variables.....	101
Anexo 2: Matriz de relación de opinión de expertos con las variables	103
Anexo 3: Matriz de dispositivos legales	105
Anexo 4: Matriz de opinión de expertos.....	107
Anexo 5: Matriz de acontecimientos importantes	111
Anexo 6: Corrida del modelo logit	113
Anexo 7: Corrida del modelo probit.....	114
Anexo 8: Corrida del modelo logit con efectos marginales.....	115
Anexo 9: Matriz de consistencia.....	116



RESUMEN

En el transcurso del año 2012 al 2017 se ha manifestado un aumento de la morosidad en las financieras del Perú. La Financiera Proempresa aumentó su ratio de morosidad en un porcentaje considerable, teniendo un incremento incluso mayor al del promedio del total de financieras. Además, desde una visión interna en la financiera se observó que Proempresa no cuenta con un modelo que permita estimar la probabilidad de incumplimiento de clientes, siendo esta una potencial herramienta para combatir con el problema del elevado ratio de morosidad. Es por ello que esta tesis pretende determinar un modelo que sirva como herramienta útil evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa. Para ello se estimará un modelo logístico con data histórica de clientes de la financiera Proempresa. Se demuestra que el modelo logístico propuesto es significativo y sirve como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa.

Palabras clave: morosidad, probabilidad de default, modelo logístico, provisiones.

ABSTRACT

During the year 2012 to 2017, there has been an increase in default in financial institutions in Peru. Among them, Proempresa, which increased its default rate by a considerable percentage, had an increase even greater than the average of total financiers. In addition, from an internal perspective in the financier, I found that Proempresa does not have a model that allows estimating the customer's default probability, which is a potential tool to combat the problem of high default rate. That is why, this thesis aims to determine a model that works as a useful tool to evaluate the incidence of the variables in the possibility of credit default in Proempresa. To do this, a logit model will be estimated with historical customer data from Proempresa. It was demonstrated that the logit model is significant and works as a useful tool to evaluate the incidence of the variables in the possibility of credit default in Proempresa.

Keywords: default, default probability, logit model, provisions.

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

El sector micro financiero desarrolla un rol sumamente relevante y fundamental dentro de la economía de Perú, ya que este cubre la parte del mercado financiero que no llegan a cubrir los bancos, centrándose en las micro y pequeñas empresas. No obstante, esto implica préstamos a un mercado más riesgoso (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004).

El respaldo que tiene una entidad financiera ante el posible incumplimiento de clientes son las provisiones, las cuales afectan directamente a la rentabilidad de estas mismas (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004). Esto es un problema bastante grave ya que en el transcurso del año 2012 al 2017 se ha manifestado un aumento de la morosidad en las financieras del Perú, es por ello que se busca reducir este porcentaje de provisiones de manera eficiente, para lo cual es necesario hacer diversos tipos de análisis estadísticos.

Una manera de controlar esta situación por parte de las financieras es mediante modelos que midan el riesgo de incumplimiento de las colocaciones que componen la cartera de estas mismas. Sin embargo, investigaciones como la de Aguilar, Camargo, & Morales (2004) demuestran que hay una ausencia de modelos de esta índole que ataquen el problema vinculado a las provisiones.

Una de las herramientas más efectivas para este problema es el modelo logístico mediante el cual se puede evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos, con lo que se puede hallar la probabilidad esperada de pérdida, permitiendo de esta manera una mejoría en la gestión integral de riesgos de la entidad financiera. Esta herramienta ha sido probada en distintas investigaciones anteriores como las de Velandia (2013) y Pantoja (2016) entre otras, demostrando ser una herramienta con bastante poder de predicción y ser sencilla en cuestiones de realización.

El sujeto de estudio para esta investigación será la financiera Proempresa, la cual, así como las demás financieras, también ha presentado problemas de morosidad en el rango de estos años. Además, desde una visión interna en la financiera, también se ha observado que no cuentan con un modelo con el que pueda estimar con base en una determinada data, la posibilidad de default de los créditos. A su vez, para ello es muy importante saber qué variables se deben emplear para que dicho modelo tenga un alto

nivel de significancia y pueda ser una herramienta para evaluar de manera eficiente los resultados.

El presente trabajo busca determinar un modelo que permita evaluar la posibilidad de default en el caso de la financiera Proempresa. Para ello planteará el modelo logístico como un modelo significativo que sirve como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa. También se buscará determinar que las variables características del cliente sexo y zona, las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas, las variables financieras rango de morosidad, tasa de interés y rango de monto y las variables características del crédito tasa de interés y rango de morosidad son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.

1.1 Planteamiento de problema

Respecto al tema podemos presentar los siguientes síntomas:

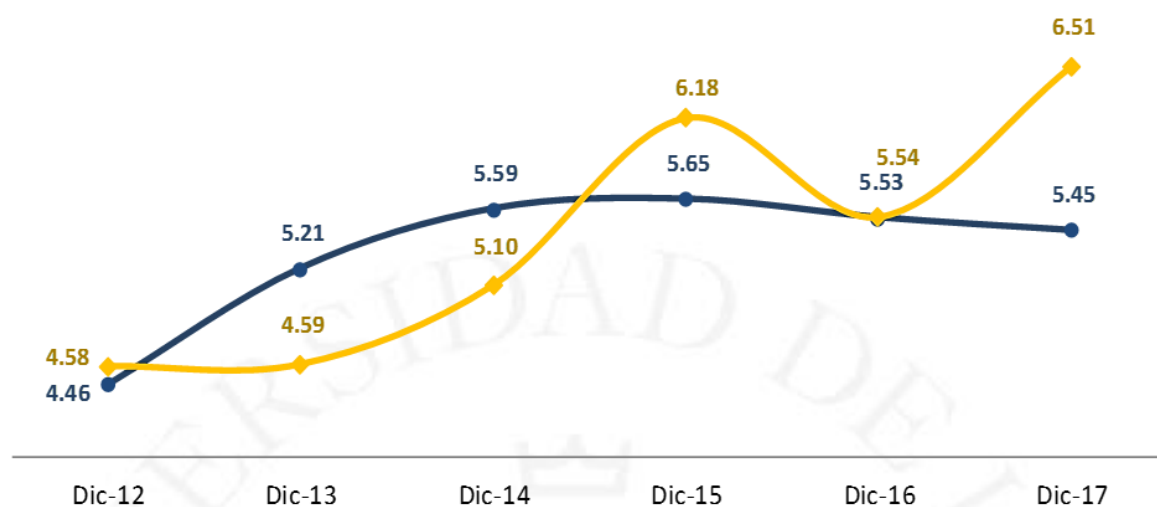
Como un problema que sufren muchas entidades en el sistema microfinanciero, existe una ausencia de modelos que ataquen el problema vinculado a las provisiones (Schereiner, 2004). De esta misma manera, la financiera Proempresa también carece de un modelo para estimar el riesgo de crédito.

Otro problema importante es la inadecuada cuantificación y manejo de las provisiones que se da en el sistema microfinanciero tal como lo muestra la investigación de Aguilar, Camargo, & Morales (2004), problema el cual afecta de este modo a la financiera Proempresa.

Además, como se puede observar en la Figura 1, en la financiera Proempresa existe un incremento de la morosidad de 4.58% en diciembre del 2012 a 6.51% en diciembre del 2017. A su vez, como se observa en la Figura 2, existe un incremento en la cartera de alto riesgo de 5.37% en diciembre del 2012 a 8.52% en diciembre del 2017, teniéndose en cuenta los créditos atrasados, refinanciados y reestructurados (SBS, 2018).

Figura 1.1

Ratio de Morosidad de Financieras vs Financiera Proempresa (en %).

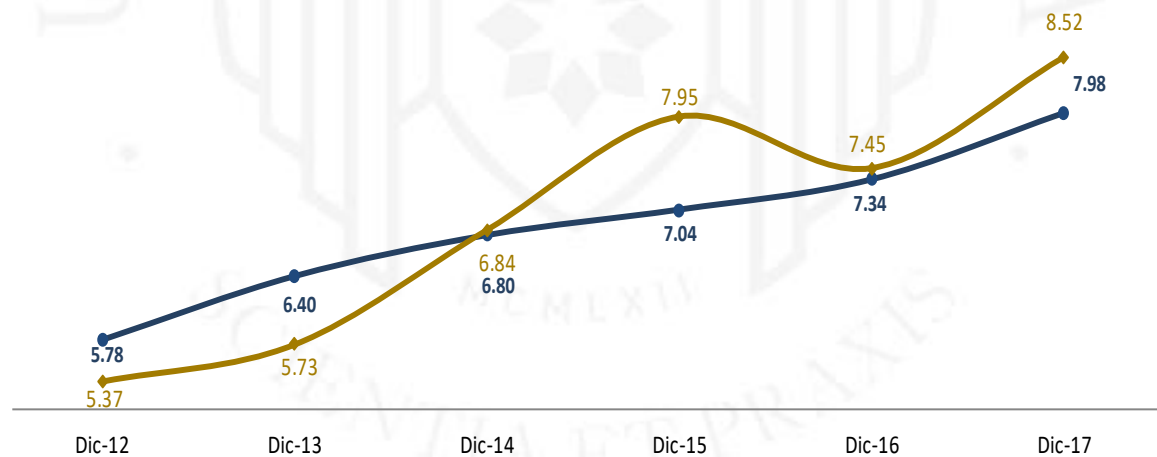


Fuente: Estadísticas – SBS (2018)

Elaboración propia

Figura 1.2

Ratio de Cartera de Alto riesgo de Financieras vs Financiera Proempresa (en %)



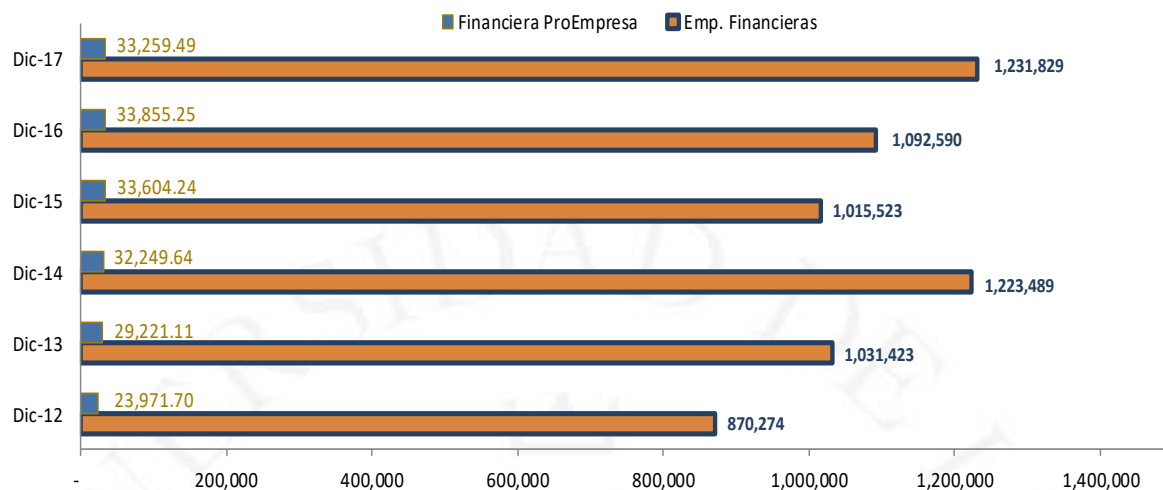
Fuente: Estadísticas – SBS (2018)

Elaboración propia

A su vez, como se aprecia en la Figura 3, hay un incremento de la exposición en el requerimiento de patrimonio efectivo por riesgo de crédito el cual pasó de 23,971.70 miles de soles en diciembre del 2012 a 33,259.49 miles de soles en diciembre del 2017 (SBS, 2018).

Figura 1.3

Requerimiento de Capital por Riesgo de Crédito de las Financieras vs Financiera Proempresa (en miles de soles)

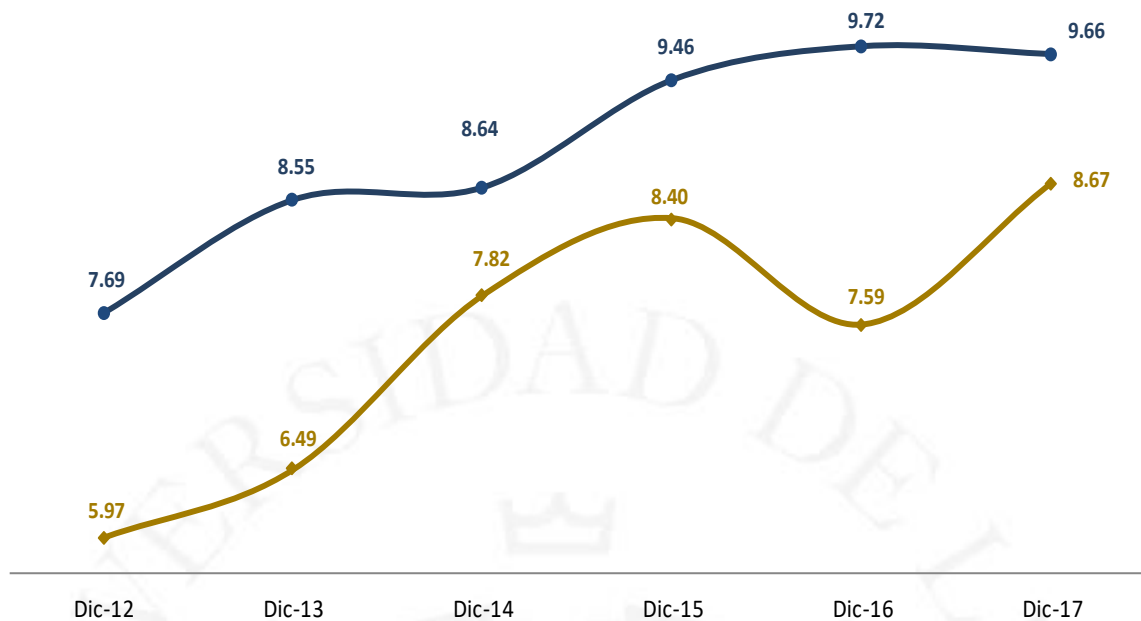


Fuente: Estadísticas – SBS (2018)
Elaboración propia

Por último, se puede observar en la Figura 4 un incremento de la cartera pesada/crítica de 5.97% en diciembre del 2012 a 8.67% a diciembre del 2017 (SBS, 2018).

Figura 1.4

Ratio de Cartera Crítica de las Financieras vs Financiera Proempresa (en %)



Fuente: Estadísticas – SBS (2018)
Elaboración propia

Las posibles causas de los síntomas mencionados anteriormente son mostradas a continuación:

Una de las razones por la cual se dan estos problemas es la falta de análisis y de modelos aplicados para el seguimiento de créditos de las entidades microfinancieras (Schereiner, 2004).

Asimismo, otro factor importante es el desconocimiento del marco normativo para una adecuada gestión de riesgos. Este es el caso del manual de provisiones o reporte 111356 y el de requerimiento de patrimonio efectivo por riesgo de crédito o reporte 14354 de la SBS.

Otro de los factores por los cuales se dan estos problemas es la existencia de inadecuados estándares de calificación para la admisión de créditos (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004).

De igual manera, la existencia de desconocimiento de los aspectos vinculados a la solvencia de las financieras (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004).

Finalmente, un factor generador importante es la existencia de un inadecuado proceso de cobranzas y recuperaciones (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004).

En cuanto al pronóstico de las variables abstraídas podemos afirmar que, si estas no son controladas, habría un mayor incremento de patrimonio por riesgo de crédito (SBS, 2018).

Asimismo, podemos mencionar que habría un mayor incremento en la morosidad de la financiera Proempresa (SBS, 2018).

Del mismo modo, los resultados de la financiera Proempresa, se verán afectados por las provisiones de manera negativa y no presentarán una rentabilidad adecuada como la que obtendría en caso contrario (SBS, 2018).

Por otro lado, habría una potencial situación de insolvencia para la entidad financiera en caso extremo (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004).

Todo esto, a su vez, traería como consecuencia para la financiera observada, una gran desventaja frente a otras entidades en la gestión de riesgos.

Para el control del pronóstico será necesario dar a conocer cuánto repercuten las provisiones de la cartera a la rentabilidad de las financieras del Perú así como ofrecer incentivos para plantear políticas para la gestión de provisiones (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004). De esta manera, lo que se busca como herramienta para combatir este problema es plantear un modelo adecuado de riesgo de crédito que capture la posibilidad de default y la pérdida esperada mediante el conocimiento histórico del comportamiento de clientes (Schereiner, 2004).

Dada la problemática que se ha presentado, hay diversos puntos a revisar. Para centrar la revisión de dichos puntos, se procede a establecer a través de una pregunta cuál es el problema central a tratar, en ella se puede visualizar la variable central o dependiente a estudiar. Posteriormente se presenta la sistematización del problema o problemas específicos con los cuales se puede desagregar el problema central.

¿Hace falta un modelo que sirva como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa?

Con base en esta situación, se presenta la sistematización del problema:

¿Las variables características del cliente sexo y zona son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados?

¿Las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados?

¿Las variables financieras tasa de interés, rango de morosidad y rango de monto son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados?

¿Las variables características del crédito calificación interna, calificación SBS y situación del préstamo son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados?

1.2 Objetivos de investigación

Objetivo General:

Determinar un modelo significativo que sirva como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa.

Objetivos Específicos:

1. Determinar si las variables características del cliente sexo y zona son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.
2. Determinar si las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.
3. Determinar si las variables financieras tasa de interés, rango de morosidad y rango de monto son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.
4. Determinar si las variables características del crédito calificación interna, calificación SBS y situación del préstamo son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.

1.3 Hipótesis de investigación

Hipótesis General:

1. El modelo logístico propuesto es significativo y sirve como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa.

Hipótesis Específica:

2. Las variables características del cliente, sexo y zona son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.
3. Las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.
4. Las variables financieras tasa de interés, rango de morosidad y rango de monto son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.
5. Las variables características del crédito calificación interna, calificación SBS y situación del préstamo son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.

1.4 Justificación e importancia de la investigación

Se pretende demostrar que es útil la aplicación del modelo propio de esta tesis que se ha construido partiendo del modelo de Velandia (2013) y se ha complementado con Sotomayor (2012), Moreno (2013) y Pantoja (2016) el cual no ha sido tratado anteriormente. A través de este estudio se trata de colaborar en la gestión de la empresa ante la ausencia de modelos que ataquen el problema vinculado a las provisiones (Schereiner, 2004) y con el desconocimiento de las financieras para una adecuada cuantificación y manejo de las provisiones (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004).

La justificación práctica de la tesis consiste en contribuir a disminuir los niveles de riesgo crediticio de la financiera Proempresa que de diciembre del 2012 a diciembre del 2017 ha incrementado de 4.58% a 6.51% su ratio de morosidad y cartera de alto riesgo.

Además la siguiente investigación tiene un gran aporte para la comunidad, ya que, al implementar un modelo que haga posible la disminución de morosidad, y bajo el supuesto de que no hay cambios en las demás políticas de provisiones en la financiera Proempresa, también una disminución de las provisiones, se da una mayor generación de rentabilidad, trayendo consigo un menor requerimiento de patrimonio por riesgo de crédito para la financiera Proempresa, lo cual le permite tener una mayor exposición ante la sociedad; es decir, poder otorgar más créditos a las pequeñas y micro empresas y de esta manera impulsa el crecimiento de dicho sector. Así mismo, el modelo puede servir de referencia a otras entidades financieras similares.

El alcance del modelo será a nivel urbano, ya que como se mencionó anteriormente, los datos son recopilados del sistema financiero formal, lo cual generará conclusiones a nivel urbano que es de donde se cuenta con acceso inmediato en las fuentes de datos.

1.5 Límites de la investigación

Limitación espacial y temporal

Esta tesis, dada su naturaleza, se orientará exclusivamente a la empresa financiera Proempresa en la región de Lima Metropolitana en el período del 2017.

Límite teórico

La presente tesis se basa en los aporte teóricos principalmente de los autores Sotomayor (2012) y Moreno (2013), Velandia (2013) y Pantoja (2016), los cuales se exponen dentro del marco teórico de la presente investigación y se enfoca en microfinancieras como lo explica la teoría de Aguilar, Camargo, & Morales (2014). Además, utiliza un modelo econométrico logístico.

1.6 Viabilidad de la investigación y declaración ética

Se declara que se cuenta con el acceso a los datos de la Financiera Pro Empresa, así como datos de la SBS. Además se manifiesta el compromiso de respetar el total de las autorías de las fuentes bibliográficas de libros, tesis y papers utilizados para la realización de la presente tesis.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

El marco teórico ha sido ordenado de la siguiente forma: En el primer fragmento se presenta la teoría respecto a la probabilidad de default y los posibles determinantes de este. En el segundo fragmento, se analiza el estado del arte e investigaciones pasadas sobre el tema. Finalmente, en el tercer fragmento, a partir de los autores mencionados se ha construido un esquema propio a utilizar.

2.1 Base Teórica

Altman (1968) es el que inició con los modelos de riesgo de crédito al crear su modelo Z-score para hallar la probabilidad de que las empresas lleguen a caer en quiebra empleando las variables capital de trabajo entre activos totales, utilidades retenidas entre activos totales, utilidades antes de intereses e impuestos entre activos totales, capitalización bursátil entre valor en libros de deuda total, ventas entre activos totales creando así un modelo capaz de predecir la probabilidad de que la empresa caiga en bancarrota. Concluye principalmente que el ratio de venta entre total de activos ayuda a identificar si la empresa puede caer en bancarrota y que el ratio de rentabilidad de activos ayuda a identificar si la empresa puede caer en bancarrota.

Merton (1974) plantea un modelo econométrico para predecir la probabilidad de default de una empresa mediante su precio de mercado. Dicho modelo toma en cuenta los activos y pasivos de la empresa, además incluye la volatilidad de activos y el rendimiento esperado de estos mismos. El modelo muestra cuan apalancada está la empresa mediante el porcentaje de activos y pasivos y según esa información, calcula cuál es la posibilidad de que la empresa no cumpla con el pago de intereses (Merton, 1974). Es debido a este modelo, que Merton (1974) concluye que la empresa llegará al default cuando los activos de esta misma, sea mayor que sus pasivos y que a mayor apalancamiento, mayor probabilidad de default.

Ohlson (1980) es el primero que incluye el método de estimación de máxima verosimilitud a fin de hallar la probabilidad de default. Para ello emplea un modelo logit

condicional con las variables de total activos/índice de precios, total pasivos/total activos, capital de trabajo entre activos totales, activos corrientes entre pasivos corrientes, una dummy con valor de 1 si el total de pasivos supera el total de activos y 0 si no lo hace, utilidad neta entre activos totales, utilidad operativa entre activos totales, una dummy de 1 si la utilidad neta fue negativa los dos últimos años y 0 en caso inverso y la variación de la utilidad neta. Ohlson (1980) señala que mediante el uso de una muestra mayor de la población, es posible utilizar menos supuestos para la distribución de las variables del modelo. Concluye que el modelo logit posee un potente poder de predicción de utilizarse transformaciones lineales de los ratios de la empresa.

Lennox (1999) pretende explicar y analizar la fiabilidad y la capacidad de informar de los informes que proceden de auditoría para identificar empresas a punto de quebrar utilizando un modelo logit y probit con variables de ratios financieros de flujo de caja, endeudamiento y rentabilidad en donde compara los resultados de los modelos de probabilidad de bancarrota con los de los reportes de auditoría para ver cuál da un indicador más exacto de probabilidad de quiebra de la firma concluyendo así que los modelos de predicción de probabilidad de default son más fiables que los reportes de auditoría para detectar empresas que se van a la bancarrota y que la compañía aumenta su probabilidad default al presentar alto nivel de endeudamiento, bajo nivel de rentabilidad y problemas en el flujo de caja.

Lando (2004) explica acerca de los distintos modelos que se emplean para medir el riesgo de crediticio y de qué manera en particular se aplica cada uno. De igual manera, revisa técnicas estadísticas para el análisis de pérdidas, es decir, el default. (Lando, 2004) En este libro, el autor explica los pasos de estimación de un modelo Logit y su aplicación en el riesgo de crédito, poniendo como variable dependiente, si el crédito cae o no en estado de incumplimiento.

El modelo que presenta Lando (2004) es el siguiente:

$$P(Y = 1 | x_1, \dots, x_k) = \frac{\exp(\alpha_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}{1 + \exp(\alpha_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}.$$

If we define

$$\text{logit}(x) = \log\left(\frac{x}{1-x}\right),$$

$$\text{logit}(P(Y = 1 | x_1, \dots, x_k)) = \alpha_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n.$$

De esta manera, demuestra que se halla la posibilidad de default dependiendo de ciertas características (covariables) y concluye que el modelo logit se puede utilizar de manera eficiente para hallar la probabilidad de default de un crédito, además, este modelo no es tan usado en recientes estudios relacionados a default de crédito y esto se debe probablemente a limitaciones informáticas, pero con computadoras modernas y softwares estadísticos la maximización es simple cuando el número de regresores no es muy largo.

El estudio de Aguilar, Camargo y Morales (2004) tiene como objetivo encontrar cuales son los determinantes de la morosidad en los créditos del sistema financiero peruano estimando un modelo de datos de panel con las variables de cartera crítica, cartera de alto riesgo, morosidad, actividad que realiza el cliente, crecimiento de la economía, endeudamiento, tipo de interés reales, tipo de cambio real, nivel de salarios, empleo, políticas para la expansión crediticia, seguimiento, eficiencia operativa, orientación del negocio de cada entidad, garantías, diversificación del riesgo, ratios de solvencia y de rentabilidad y la concentración que existe en el mercado. Ellos emplean el modelo de datos panel; ya que, de este modo cogen el componente autorregresivo de varias series económicas, lo cual lo hace más realista. De este modelo se obtuvo finalmente que los valores rezagados de la cartera pesada explican de manera correcta el nivel corriente de dicho indicador. Bajo este trabajo se llega a la conclusión de que un mayor alcance de créditos disminuye la morosidad, ya que la calidad de los créditos recientes es mejor; también se concluye que el endeudamiento no determina necesariamente la morosidad; de igual manera, que el ciclo económico se relaciona de manera negativa con la calidad de cartera (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004).

Gupton (1997) plantea una introducción a la metodología y las matemáticas detrás de la estimación estadística del riesgo crediticio, así como una documentación detallada de los análisis que generan el conjunto de datos que brinda este mismo. Para ello utiliza el modelo de cadenas de Markov utilizando las calificaciones de cada deudor, demostrando que las matrices de transición son una herramienta con la que se puede determinar la probabilidad de llegar a pasar del estado en el que se encuentra la deuda en un determinado período t a un período $t + 1$. En el ejemplo que ellos usan, encuentran una probabilidad de 0.22% de que un crédito calificado CCC migrará a AAA al final del año, demostrando así que la elaboración de matrices transición sirve para predecir la tendencia que posee un crédito de estar en una condición distinta, ya sea una peor o de mejora, además son un método muy eficiente a usar.

Ching, Huang, Ng, & Sui (2013) son autores representativos de las cadenas de Markov, las cuales son secuencias de variables aleatorias que corresponden al estado de un cierto sistema de tal manera que el estado en un período determinado, depende solo del estado en el período anterior. El objetivo de su libro es proponer modelos de Markov con algoritmos eficientes para estimar los parámetros del modelo y mostrar sus aplicaciones para modelar la tasa de interés, las calificaciones crediticias y los datos predeterminados contando con el permiso de diversas instituciones importantes como la Universidad de Oxford, Palgrave o Journal of Credit Risk Incisive.

El modelo que presentan Ching, Huang, Ng, & Sui (2013) es el siguiente:

$$\begin{pmatrix} \lambda_{11} P_e^{(11)} & \lambda_{12} P_e^{(12)} & \dots & \lambda_{1n} P_e^{(1n)} \\ \lambda_{21} P_e^{(21)} & \lambda_{22} P_e^{(22)} & \dots & \lambda_{2n} P_e^{(2n)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda_{n1} P_e^{(n1)} & \lambda_{n2} P_e^{(n2)} & \dots & \lambda_{nn} P_e^{(nn)} \end{pmatrix} \hat{\mathbf{x}} \approx \hat{\mathbf{x}}.$$

Ellos muestran los resultados de las estimaciones de una matriz de transición con datos del incumplimiento de bonos trimestrales en cuatro sectores (consume, energía, tecnología y transporte) en donde se asume que la transición del estado de riesgo oculto de cada sector depende del número actual observado de bonos que incumplen en cada sector, dando como resultados que 6 o más incumplimientos con aumento de riesgo en el

sector de consumo. Concluyen que las cadenas de Markov son eficientes para calcular la capacidad de aumento o disminución de riesgo para datos de incumplimiento.

Según la SBS (2017), se tienen las siguientes definiciones las cuales son necesarias para entender a lo que se busca llegar con esta investigación:

Riesgo de Crédito: Posibilidad de que haya una pérdida debido a que el prestatario incumpla sus obligaciones (SBS, 2018).

Exposición ante el incumplimiento: Estimación más cercana de la exposición en el momento en que se da una situación de incumplimiento (SBS, 2018).

Probabilidad de incumplimiento: Es la probabilidad de que el incumplimiento ocurra (SBS, 2018).

Pérdida esperada: Es la pérdida relacionada a la habitualidad del negocio, se halla mediante la multiplicación de la probabilidad de caer en default, el ratio de pérdida en caso de incumplimiento y la exposición ante el incumplimiento (SBS, 2018).

Pérdida no esperada: Pérdida máxima que puede sufrir la empresa con respecto a un determinado nivel de confianza habiéndole restado la pérdida esperada (SBS, 2018).

Requerimiento Patrimonial por Riesgo de Crédito: Es el patrimonio efectivo que las entidades del sistema financiero tienen por exigencia a modo de cobertura del riesgo crediticio (SBS, 2018).

2.2 Antecedentes o estado del arte

Calixto, & Casaverde (2011) tienen como principal objetivo hacer una estimación acerca de la posibilidad de caer en default mediante una función. Calixto, & Casaverde (2011) plantean un modelo logit cuyas variables son: Experiencia dentro la misma entidad, Experiencia en el sector financiero, género, edad, estado civil, cantidad de hijos, grado educativo, tipo de vivienda, Actividad económica, Apalancamiento patrimonial, cantidad de empresas en el sector financiero, deuda con la misma entidad, deuda en el sector financiero, saldo del crédito más reciente, destino, plazo del crédito más reciente, TEA, ROA, ROE, excedente neto, garantía, variación del IPC y variación del PBI. Entre estas,

las variables plazo, créditos con la misma entidad, tipo de vivienda, estado civil, edad y deuda en el sistema financiero resultan significativas hasta en un nivel de 0.01. Además el modelo posee un adecuado nivel de predicción, debido a la utilización de otra muestra que llegó a pronosticar un 76% de pagos cumplidos, 86% de pagos incumplidos y un total de 81%. Se consiguió aprobar el modelo y una muestra de 1.344 registros (Calixto & Casaverde, 2011). Concluye que las variables cantidad de créditos con la misma empresa, plazo del crédito, saldo deudor en el sistema financiero, vivienda, edad y situación civil son las variables que logran determinar la posibilidad de incumplimiento con respecto al pago de un crédito, la estimación de la función logística binaria señala que la posibilidad de caer en incumplimiento aumenta si las solicitudes de crédito tienen plazos más grandes, la variable cantidad de créditos otorgados señala que cuando se aumenta la cantidad de créditos previos con la empresa, disminuye el riesgo crediticio, la edad señala que esta es mayor, es menos probable incumplir el pago; el monto el estado civil tienen un impacto negativo en el default, este tipo de modelos mejora la objetividad del análisis de créditos.

Sotomayor (2012) crea un modelo para hallar la pérdida esperada para microcréditos en base a la creación de nuevos estándares de calificación para que sea usado por las financieras. Sotomayor (2012) emplea un modelo de regresión logística, ya que este es más flexible que los modelos lineales. De esta manera halla la probabilidad de que un cliente pague o no pague la deuda en base a ciertas variables y analiza el poder de determinación de estas mismas con un modelo logístico con la variable dependiente de si el cliente es buen o mal pagador y como variables independientes el estado civil, si tiene teléfono, edad, índice de refinanciamiento, promedio de días de mora, días de mora máxima, caja bancos, gastos generales, dependencia de otros ingresos, cuota propuesta a excedente, dependencia de negocio, saldo malo titular, número de microcréditos, deudas a liquidez, provincial/residencia, nombre de oficina, tipo de vivienda, monto máximo de cuota, cantidad de préstamos cancelados. Con esto se quiere obtener la capacidad de las variables utilizadas para determinar la posibilidad de que no pague (Sotomayor, 2012). El modelo predice el 92.3% de clientes que poseen microcréditos, lo que indica que el modelo posee un buen nivel de ajuste. Sotomayor (2012) concluye que es preciso usar un modelo logístico para este caso, ya que estima de manera acertada la posibilidad de que el cliente no pague. Además muestra resultados con bastante consistencia.

Moreno (2013) tiene como objetivo hacer una comparación entre el modelo logit mixto y los modelos logit y probit y demostrar que este modelo es más apropiado para la estimación de la posibilidad de no cumplir con el pago. Por ello realiza un modelo logit mixto con las variables sexo, personas activas, personas a cargo, tipo vivienda, estado civil, nivel de estudios, estado laboral, estrato, garantía, meses último crédito, sector, zona. Moreno (2013) utiliza el modelo logit mixto porque permite además recoger el efecto aleatorio de los datos y no posee las condiciones de correlación de factores en el tiempo. El promedio de mora, el plazo, número de créditos vigentes, la calificación de riesgos, el nivel de estudios, el estado laboral, personas activas, garantía, meses desde el último crédito, antigüedad, y el sector, fueron variables significativas en el modelo. Así concluye que todos los modelos poseen un alto poder discriminante y que el logit mixto solo fue mejor que los otros en términos de sensibilidad, pero predijo la mayor cantidad de falsos positivos.

Velandia (2013) tiene como objetivo principal colaborar con la mejoría de la gestión del riesgo de crédito a favor del municipio de Arauca, mediante variables que afectan a los créditos de pequeñas y microempresas. Para ello utiliza un modelo logit con las variables sexo, calificación interna, calificación de la Superintendencia, morosidad, refinanciamiento, antigüedad, garantía, edad, sector, colocaciones promedio, activos y producto de riesgo. Aplica el modelo logit porque mediante este calcula la probabilidad de default, además, reconoce las concluyentes causas de riesgo de dicha probabilidad así como su validez con lo cual se puede llegar a tomar decisiones de una manera más acertada. Concluye en que las variables sexo, calificación interna y desembolso son determinantes para la morosidad y que se evidencia mayor morosidad en las personas de sexo masculino.

Correa (2016) plantea un modelo logístico con datos agrupados enfocado en un organismo orientado a la salud en el país de Colombia. Este en lugar de emplear como variable dependiente una variable dicotómica, utiliza una acotada entre 0 y 1. Además incluye como variables independientes el período de cobranza, domicilio, endeudamiento, margen neto, participación, convenio, tipo de estado, cartera vencida a más de 90 días y cartera vencida a más de 180 días. Lo que Correa (2016) busca es encontrar significancia de estas variables en el modelo. El modelo posee significancia global y un poder de predicción de más del 89%. Además, se emplean variables

económicas, de medición de liquidez y particularidades de clientes. De esta manera concluye que la utilización del modelo logístico para datos agrupados es eficiente para este caso por una mayor significancia estadística global. Además, las variables Vencido 90 y Vencido 180 no manifiestan una clara relación con la pérdida esperada.

El estudio de Pantoja (2016) tuvo como objetivo hallar la probabilidad de incumplimiento de pago de clientes en la Caja del municipio de Huancayo para lo cual utiliza un modelo logit con las variables ubicación, oficina, apalancamiento, calificación de riesgo, moneda, días de atraso, días de gracia, cantidad de cuotas, sobreendeudamiento, desembolsos, plazo del crédito y tasa de interés para hallar la probabilidad de que el cliente incumpla o no un pago, siendo esta una variable dual con valores de 0 y 1 (Pantoja, 2016). En su modelo, la variable Ubicación (UBIC), afecta de manera negativa a la probabilidad hasta en un 82%, la variable Cuota (CUOTAS), tiene un impacto positivo de hasta 485%, apalancamiento (APALANC), incrementa la posibilidad relativa de impago frente al pago en 32%, día de gracia (DIASGRACIA), también incrementa la probabilidad hasta un 997%, oficina (OFIC), la incrementa hasta un 661% y calificación final de riesgos (CALFIN), la afecta negativamente hasta en 96% (Pantoja, 2016). De esta manera concluye que el modelo logit permite realizar de manera simple y adecuada el análisis de crédito y por ello, puede ser una herramienta usada por las demás Cajas municipales así como para la Caja Huancayo.

Meza, Reyes, Pérez, & Tajonar (2017) tiene como finalidad desarrollar un modelo a fin de analizar un crédito conferido a través de una empresa del sector financiero, a través del estudio de la información que se posee de todos los clientes, esto mediante un modelo logit, para obtener los aspectos de mayor significancia. Para ello emplea las variables: edad, género, estado civil, ocupación, personas a cargo del cliente, periodo de estancia en lugar de residencia, periodo en el trabajo, morada propia, línea telefónica propias, si labora en el extranjero, tipo de crédito, finalidad del préstamo, ahorros, saldo del préstamo, tasa de interés. Como resultado de esto, se logra señalar que la variable finalidad del préstamos es la que posee más poder a la hora de la evaluación, sobre todo si los clientes tienen como finalidad reparación, que posee un incremento de 7.81 veces en la posibilidad de default. La historia crediticia está en segundo lugar, donde los préstamos pagados correctamente hasta la fecha aumentan la posibilidad de no cumplimiento en 5.24 veces y que muestra un p-value de 0.675, demostrando un ajuste

apropiado. A pesar de eso, se consiguió un bajo poder predictivo, calculado por una R2 igual a 0.362. Finalmente concluye con que se descubrió que solo 10 variables eran las más significativas de todas las 20 variables explicativas, las cuales son: historia crediticia, balance de cuentas, tasa de interés, finalidad, ahorros, saldo del préstamo, situación civil y género.

El estudio de Salamanca, & Benitez (2018) tuvo como finalidad hallar un modelo apropiado de riesgo para hallar la posibilidad de default de los clientes de una siderúrgica en Colombia, usando un modelo logit con las variables de: sector, calificación, endeudamiento, IPC, ROA, productividad del capital de trabajo, prueba ácida, flujo de caja operativo, palanca de crecimiento, endeudamiento financiero, pasivos corrientes, pasivos no corrientes, rotación de inventario, apalancamiento, ROE, margen neto, margen ebitda, activo total, ventas, capital de trabajo, PIB por sector, crecimiento del PIB del país, rotación de cartera. Se usa un modelo logit ordenado que posee variables macroeconómicas y financieras para la adquisición de la posibilidad de default de los clientes de la siderúrgica que fue analizada, en cuatro categorías de riesgo de crédito; obteniendo que los valores que resultan rezagados de la cartera pesada demuestran de forma correcta el nivel corriente de aquel indicador. Concluyen que el modelo logit ordenado contribuye a vaticinar de manera correcta la posibilidad de incumplimiento, esta aumenta cuando hay una rentabilidad del activo más alta y se ve deteriorada por un mayor endeudamiento.

El estudio de Recalde (2018) tuvo como finalidad el efectuar un análisis de la conducta demográfica de los jóvenes de la ciudad de Quito y cómo estas inciden en la utilización de la banca digital. Empleando un modelo logit con la variable dependiente “banca digital” (si usa o no la banca digital) y las variables independientes: edad, estado civil, género, ocupación, tipo de Vivienda, y cargas familiares. Lo que se trata de averiguar con la Regresión logística es poder manifestar la posibilidad de que suceda un determinado evento con base en algunas variables que se entienden como influyentes o relevantes. Recalde (2018) obtuvo como resultados que el 77% usa la banca digital, además, que se puede hallar que de 381 encuestados, hay más concentración de jóvenes que usan banca digital entre los 26 hasta los 29 años, esto debido a que la gran parte de jóvenes a esa edad ya están trabajando, por lo que su cuenta de ahorros les ayuda para que les sea depositado ahí su sueldo y casi la misma cantidad usa la banca digital sin

importar el género. A su vez, la mayoría de jóvenes que usan banca digital son solteros, le siguen los casados, esto se liga a la nueva conducta de los “millennials” donde la prioridad se concentra en viajar y también en estudiar, dejando en segundo plano casarse; tampoco tienen cargas familiares, lo cual se encuentra muy relacionado a la pregunta anterior en la que se cita que la mayor parte de los jóvenes son de estado civil solteros y el mayor porcentaje de jóvenes que utiliza la banca digital vive con algún miembro de su familia, lo cual se relaciona con la pregunta sobre el estado civil, donde se señala que la mayoría son de estado civil solteros. A modo de conclusión, se hizo una encuesta a 381 jóvenes universitarios que en ese entonces posean algún producto bancario, ya sea: cuenta de ahorros, cuenta corriente, cuenta ahorro futuro, inversión, algún tipo de crédito sea de consumo, educativo, vivienda o alguna tarjeta de crédito, la información obtenida mediante la encuesta facilitó saber algunas conductas demográficas características del segmento joven de Quito, entre ellas encontramos: edad entre 26 a 29 años, sin cargas familiares, solteros, residen con familiares y laboran en relación de dependencia. Concluye que es importante contar con un modelo predictivo, pero que hace falta incluir variables no tomadas en cuenta porque no están relacionadas con el que es la finalidad primordial de la presente investigación.

El estudio de Daza (2018) tuvo como finalidad enseñar que mediante el uso de algoritmos de árbol de decisión es probable instaurar estrategias para mejorar el proceso de recaudo de cartera, usando un modelo de árboles de decisión con las variables: código de actividad laboral, valor comercial, edad, vehículo nuevo o usado, marca de vehículo, ocupación, sueldo del cliente, plazo de pago, crédito amparado, día de pago de cuota, año de vencimiento del crédito, tarjeta de crédito, número de propietarios del vehículo, año de apertura del vehículo, sexo, descuento por nómina, Uso del vehículo, saldo del crédito, ciudad, total ingresos y valor avaluado. Se utilizó el modelo de árboles de decisión, a fin de hallar patrones de conducta de pago de clientes de préstamos de vehículo del Banco Davivienda, obteniendo que las principales reglas pronosticaban con un porcentaje de error absoluto del 70%, las categorías de mora de primer nivel y cartera castiga, asimismo el modelo producido pronostica que hay una relación notable entre si el cliente labora a través de un contrato laboral en una empresa en específico o por el contrario si es independiente, toda vez que el plazo de pago sea menor o igual a 5 años, se añade que existen más probabilidades de caer en una cartera vencida cuando la persona labora de forma independiente en la industria agrícola y que existe un mejor comportamiento

cuando el cliente posee una tarjeta de crédito debido a que el plazo de pago es menor o igual a 5 años. A su vez, cada que el plazo de pago es menor o igual a 5, los clientes del 74% de las ciudades fueron predichos en la categoría de primer nivel, por otro lado cuando el plazo excedió los 5 años, los clientes que pertenecen al 82% de total de ciudades fueron predichos en la cartera castigada. Finalmente concluye que se halló que varios departamentos de cobranza aguardan a que la persona esté en estado de mora, para después propulsar todos sus impulsos en la gestión de cobranza, adicionalmente que la propuesta desea enseñar que es más beneficioso estar al tanto y tener planes de acción preparados sobre los prestatarios que están cercanos a devenir en atraso y que mediante la utilización de estrategias, este hecho puede ser evitado y finalmente se logró mostrar que sí existen patrones altamente desarrollados en la totalidad de datos compilados, a su vez se pudo entender que analizar estos patrones, reconocerlos y evaluarlos, son un gran paso para crear estrategias más personalizadas con fines y alcances más claros.

Fernandez, & Pérez (2005) presentan un fuerte empeño por añadir los progresos más actuales sobre el cálculo del riesgo para determinar el mínimo capital requerido por las empresas del sector financiero. Se presenta un modelo logit con las variables cuantitativas: año, información, monto de la deuda, calificación interna, tiempo de vencimiento de deuda, rentabilidad bruta, incremento de ventas, ganancia neta entre ventas, ganancia operativa, aumento de utilidades, crecimiento del patrimonio, entre otros ratios financieros y las variables cualitativas años de la entidad, años del prestatario en la entidad financiera, estructura, estados financieros, disponibilidad, entre otras variables. El logit sería el instrumento más adecuado a fin de evaluar la posibilidad de incumplimiento, debido a su naturaleza dicotómica. Fernandez, & Pérez (2005) obtienen como resultado que se encuentra en el año 2000 el más alto nivel de provisión media, a pesar de que hubo una disminución de la cartera, se incrementaron las provisiones, esto debido se podría deber a la recesión del período, mientras que el año 1994 hubo la provisión más alta de 66.28, esto se debió a la gran posibilidad de no cumplir con el pago, enseñando cuan importante es que se establezcan límites de otorgamientos de créditos en la institución financiera, porque no resulta rentable el que la entidad posea tanto capital improductivo. La conclusión es que el riesgo y la posibilidad para obtener resultados no esperados, convierte en indispensable considerar el uso de matemáticas en este tipo de modelos, debido a cualidad de las variables están reflejadas a través de procesos estocásticos.

Mures, García, & Vallejo (2005) muestran los resultados obtenidos del estudio empírico hecho en Castilla y León, a través del uso de herramientas de estadística analizando una muestra de deudores de empresas del sector financiero de la localidad, con la finalidad de darle valor al riesgo crediticio. También se establece qué mecanismo ayudará a diferenciar de forma más óptima a los prestatarios que caen en mora de los que no mediante la evaluación de su conducta de sus pagos. Se utiliza un modelo de análisis discriminante con las variables: garantía hipotecaria, número de impagos anteriores, nueva residencia en la zona, estado civil, duración del retraso. A su vez utiliza un modelo logit con las variables: nueva residencia, inversión de un vehículo, número de impagos previos, traspaso de negocio, ya que se trata comparar ambos modelos para medir la capacidad predictiva de los dos. Obteniendo como resultado que ambos modelos son significativos, esto se obtuvo a través de una regresión logística y un análisis discriminante, tal como lo exponen los estadísticos calculados para poder valorar la significación de cada modelo. También tienen una alta capacidad predictiva, más que nada en los clientes no morosos, porque la primera técnica permite clasificar de manera correcta al total de esos individuos. La segunda logra un 98.1% de aciertos. Estos porcentajes son inferiores con respecto a individuos morosos, porque la clasificación correcta asciende al 88.9% para el análisis discriminante y para la regresión logit un 94.4%, resultando en un 97.1% de la tasa de aciertos de ambos modelos. Concluyendo que tanto el modelo logit y el análisis discriminante son aptos para estudiar y predecir la morosidad, consiguiendo a través de las dos una alta eficacia predictiva. También que existe un efecto positivo en la variable dependiente gracias a todas las variables incluidas en el modelo logit son significativas: las que reflejan el perfil del individuo y las relativas a las características de la operación formalizada.

Veloz (2007) muestra resultados mediante el uso de un modelo de regresión logística, a fin de examinar factores relevantes ligados con el sector bancario dominicano. Para ello emplea las variables: préstamos para bienes raíces, préstamos para construcción, préstamos entre el total de activos, de consumo, comerciales, intereses sobre el total de depósitos, margen de intermediación para cada banco, ganancia de intereses entre el total de activos, activos líquidos sobre los activos totales, depósitos en moneda no local entre los depósitos totales, total de activos en logaritmo, créditos en moneda no local entre la cartera total, ganancias operativas, sueldo y otras beneficios al personal con respecto al total de activos, gastos con respecto al total de activos, variaciones en el tipo de cambio

nominal, tasas de intereses reales de corto plazo, tasa de inflación y créditos que caen en mora entre el total del portafolio. El resultado encontrado es que la baja posibilidad de que haya problemas bancarios está relacionada con cuan alto es el monto prestado: ya sean préstamos de bienes raíces, préstamos comerciales o préstamos para el consumo; la proporción de créditos entre el total de activos utilizada variable próxima al riesgo crediticio, muestra el signo deseado con un nivel de significancia de 0.1%, adicionalmente, los incrementos de liquidez en una entidad bancaria se encuentran ligados de manera inversa a la alta posibilidad de confrontar un nivel de incumplimiento mayor a 6% y la alta relación de créditos en moneda no local entre la totalidad del portafolio de clientes se encuentran relacionados con una gran posibilidad de que haya problemas bancarios. Concluyendo en que las variables usadas para evaluar el riesgo crediticio, de mercado y de liquidez resultan ser significativos para exponer componentes que incidan en la debilidad del sector financiero y en que existan potenciales problemas relacionados a la banca.

Zamudio (2007) se enfoca en la deuda con el sector financiero por parte del sector privado empresarial durante 1998-2005 y se encuentran los determinantes de la posibilidad de que una empresa de Colombia incumpla con el pago. Emplea un modelo logístico con las variables: carga financiera, plazo, liquidez, garantía, tipo de entidad, No. entidades, agricultura, construcción, minería, transporte, comercio, Servicios y si bien los modelos de forma reducida pueden parecer menos rigurosos en términos técnicos y en algunas ocasiones sin un respaldo teórico, en la práctica son los más fáciles para estimar y generalmente de manera robusta, dada la riqueza de la información utilizada. Zamudio (2007) obtiene como resultado que es significativa la liquidez y con el signo negativo deseado: conforme se incrementa la liquidez de la firma existe menos probabilidad de que la cartera de esta se mueva o deteriore hacia las peores calificaciones, también que la variable “carga financiera” no es significativa para la regresión total y que al evaluar la correlación existente entre la variable “tamaño del balance” y la calculada desde de las relaciones crediticias, se halló que ese coeficiente es igual a 0.4531. Como conclusión, la liquidez, el plazo del crédito, tipo de garantía y de entidad que da el crédito conjuntamente con variables de ciclo e industria, guardan una gran relación con la posibilidad de no cumplir con los pagos. Las probabilidades de incumplimiento tasadas fueron más durante la crisis y menos durante el 2005 y las variables medidoras del entorno señalaron que la empresas que corresponden 39 al comercio y a la minería mostraron posibilidades más

grandes de que sus créditos estén bien calificados, mientras que en las de construcción tienen la mayor posibilidad de malas calificaciones.

El estudio de Karacula (2009) tiene como objetivo encontrar el probable perfil predeterminado de los préstamos hipotecarios a través del uso de métodos de estimación logit y probit. Se utiliza un modelo logit con las variables: Default, Relación entre el pago y el ingreso, Tiempo de madurez, Importe de la hipoteca, Fecha de apertura del crédito, Préstamo a valor, Estado civil, Género, Años, Educación, Límite de crédito, Cantidad a plazos, Tasa de interés, Nivel de ingresos, Cantidad de pericia; ya que se trata de instaurar los parámetros que afecten a las tasas de incumplimiento de los préstamos hipotecarios, los cuales comprenden la información personal sobre los clientes de un banco y las características de los préstamos e hipotecas. Como resultado de esto, se obtiene que si incrementa el tiempo hasta el parámetro de vencimiento, la relación que hay entre el ingreso y el pago, los ingresos, el parámetro del monto a plazos y la educación, la probabilidad de incumplimiento se reduce con los coeficientes cambiantes. A su vez, si incrementa la relación entre el préstamo y el valor, monto de hipoteca y tasa de interés, incrementa la posibilidad de incumplimiento con coeficientes variables. Todo esto nos lleva a la conclusión de que si este análisis se hace con datos que radican en créditos normales y créditos predeterminados, todos pagados por clientes, sería más significativo, ya que se estudia en la parte de discusión y por otro lado, existen parámetros que se modifican continuamente este estudio, pero dado a que el efecto del tiempo en los parámetros no puede ser seguido de manera continua, estos valores de parámetros son aceptados con base a instantáneas y los resultados se definen en ese principio.

Cabrera, & Bazerque (2010) efectúan una estimación de la posibilidad de default (PD) de cada uno de los créditos bancarios conferidos en el país, y por primera vez se usa información con un nivel de detalle alto, utilizando un modelo logit con las variables: monto de la deuda, garantías, dolarización, moneda, destino, plazo, país de residencia, cantidad de entidades relacionadas, defaults previous, variación del PBI general y sectorial, tipo de cambio, tasas. Se utilizaron estimaciones logit, con modelos para datos de panel con variable dependiente binaria, buscando colaborar con el entendimiento de los factores (macroeconómicos e individuales) que interviene en el incumplimiento de los créditos. El resultado es que en el caso de personas jurídicas, los factores que están afiliados a una mayor PD son: el monto adeudado, dolarización y el número de defaults

anteriores y en el caso de las personas naturales, un incremento en la dolarización del crédito o del monto adeudado está ligado con una mayor PD; en tanto que el porcentaje cubierto por garantías computables, el ingreso de los hogares, la cantidad de instituciones en la que la persona mantiene deudas influyen reduciendo la PD del deudor. Se concluye que los modelos que han sido planteados fueron más descriptivos que predictivos y que incluir variables dummy por institución muestra muchas ventajas para el análisis como el efectuado de las características de los deudores correlacionadas con el default, sin embargo no deja evaluar las características de las instituciones (propiedad, liquidez, variación interanual en los créditos otorgados, etc.) que estén correlacionados con la posibilidad de default de sus clientes.

Rayo, Lara, & Camino (2010) enseñan las fases y metodología necesarias para poder trazar el modelo, también el proceso de validación y valoración a fin de poder entablar la política de tasas de interés con clientes, utilizando un modelo logit con las variables: situación laboral, zona geográfica, endeudamiento, ratio de liquidez, créditos anteriores, garantía, destino del crédito, variación anual de tasa de cambio. Debido a las características existentes en los antecedentes de créditos en Edpyme Proempresa, complementando variables cuantitativas y cuantitativas, el modelo logit permite una mayor versatilidad en las variables de categoría que en los modelos lineales. Se obtiene como resultado que la investigación elaborada crea un modelo estadístico que puede predecir de manera correcta en 78.3% los créditos otorgados por Proempresa. Ellos concluyen que no hay muchos trabajos realizados sobre el tema, esto comprobado a través de la revisión bibliográfica y que, como la data empleada era escasa, se necesitó completar con datos cualitativos; lo cual permitió usar métodos más adaptables para poder incorporar las variables con poder explicativo.

Tamara (2010) evidencia la necesidad de usar modelos que valoren la posibilidad de impago del cliente a fin de decidir un nivel mayor de provisiones. Tamara (2010) utiliza un modelo logit y un modelo probit, ambos modelos con variable dependiente y como variables independientes: la edad, actividad, ingresos, margen operativo, margen neto, activos, endeudamiento, pasivo/ingreso. Es con estos modelos que se prueba la significancia y relevancia de las variables usadas. Las variables que ayudan a clasificar a los clientes son: la edad y la deuda. Así concluye que las variables empleadas son

significativas, igual que en otras investigaciones y que los signos de las variables fueron los deseados, respecto a la teoría.

El estudio de Narváez, Chávez, & Soriano (2012) tiene como principal objetivo definir la posibilidad de incumplimiento, deducida mediante el modelo de puntaje y el saldo contingente que cooperen a crear una distribución de pérdidas por riesgo de crédito procedente de la evaluación del portafolio basado en las características colectivas del grupo de individuos que lo constituyen. Se usa un modelo logit con las variables: monto del crédito, default, esquema de cobro, tipo de garantía, tipo de cobertura, garantía sin fondeo, municipio, edad, cadena productiva, cobertura efectiva, número de amortizaciones. El tablero de puntaje tiene que mostrar que, evidentemente, separa de una forma adecuada a los créditos etiquetados como malos de los que están etiquetados como buenos, dando un puntaje menor a los primeros. Como resultado se obtiene que la variable “edad” es la más significativa en el modelo, mientras que las otras variables no tienen una significancia tan elevada en el modelo y que existe un mayor incumplimiento de los créditos por parte de las personas de mayor edad. Con lo que nos lleva a concluir que la prima de garantía es cobrada con relación del intermediario financiero; asimismo, la posibilidad de incumplimiento del acreditado basado en sus características no es evaluada y el incumplimiento del acreditado es lo que detona el pago.

Bartual, Garcia, Guijarro, & Romero-Civera (2012) explican algunas problemáticas que brotan al utilizar este modelo y que podrían poseer un impacto negativo en la calidad de los resultados que se hayan obtenido, todo esto usando un modelo logit con las variables: Total activos, Beneficios antes de impuestos / Utilidad de operación / Activos totales, Ganancias ordinarias / Activos totales, Resultados ordinarios / Ventas, Equidad de la CE / Activos totales, Resultados financieros / Acreedores, Activos totales / Acreedores, Activos / Acreedores - Efectivo - Inversiones temporales, Efectivo / Acreedores a corto plazo, Efectivo / Acreedores a corto plazo, Resultado de explotación / Activos, Activos corrientes / Pasivo corriente, Acreedores / Acreedores a corto plazo, Ingresos de explotación / Gastos financieros, Ventas SA / Activos totales. Se evaluó el modelo logit junto con el método de Wald de dos diferentes muestras, una con la totalidad de la población y la otra con la mitad de empresas solventes y la mitad de empresas insolventes. Como resultado, se obtiene que para este caso, la empresa se clasifica como insolvente cuando el modelo señala un valor mayor a 0.2. y la posibilidad

de estar en el grupo de empresas no insolventes se reduce, pero por otro lado la posibilidad de predecir de manera correcta la insolvencia, se incrementa. Se concluye que puede existir un impacto muy perjudicial en los balances de las instituciones financieras si hay un análisis de riesgo crediticio erróneo y también puede conducir a grandes problemas económicos. Finalmente, el investigador posee una vasta influencia sobre el modelo y lo puede cambiar totalmente mediante modificaciones en la base de datos.

Támara, Aristizábal & Velásquez (2012) buscan una mejora en el análisis de riesgo crediticio mediante el uso de matrices de transición mediante un modelo de matrices de transición con los datos de la cartera de clientes de una empresa del sector financiero en un año, es por ello que se utilizó el promedio ponderado de cada observación (Támara, Aristizábal, & Velásquez, 2012). Con esto se concluye que el uso de matrices de transición es una técnica perfectamente comparable con el modelo ya empleado por la financiera analizada y con el que sugiere la Superintendencia Financiera de Colombia. Además, se notó que los clientes con calificación CC, tienen una mayor probabilidad de migrar a otras calificaciones. Se probó que este modelo produciría una disminución de las provisiones, mejorando de esta manera, la solvencia de la institución.

Espin-García & Rodríguez-Caballero (2013) tienen como objetivo determinar si los individuos se comportan de una manera adecuada o no en base a sus datos previos sobre el impago, para lo cual presentan un modelo logit utilizando las variables salario, edad, sexo, nivel máximo de estudios, estado civil, cantidad de personas a su cargo, capacidad de pago. Con esto pretenden recoger la técnica de análisis multivariado, la cual se encarga de modelar vía criterios de divergencia entre clientes y de regresión, la cual emplea criterios de minimización del error, para sacar un resultado más acertado. El modelo les dio como resultado que el total de variables utilizadas poseen altos niveles de significancia. Como conclusión, con el modelo presentado, primordialmente empresas de menor tamaño pueden crear modelos para la nuevos clientes sin previa experiencia.

Salazar (2013) analiza como propósito de regulación en los bancos, el riesgo de crédito empleando un modelo logit con las variables sector económico, género, presencia de obligaciones financieras paralelas, costos de transacción, valor del préstamo, plazo del crédito, errores en la información y tasa de interés. Como resultado se obtiene que si se incrementa el crecimiento a largo plazo, la cartera vencida aumentaría a un 1,82% de

promedio y las otras variables estarían sin alguna variación. Es de esta forma que se puede concluir que la cartera evaluada no tiene altos niveles de riesgo, pero está predispuesta a verse perjudicada debido al ciclo económico.

Ormazabal (2014) contribuye con evidencia empírica de relevancia que señala que existen discrepancias con respecto al default en mujeres y hombres, usando un modelo logit con las variables edad, estado civil, género, decil de ingreso, tamaño de la empresa. Se necesita usar modelos dicotómicos que ayuden a analizar la posibilidad relacionada a cada alternativa de elección. Ayuda mucho la utilización un método estadístico que, con base en lo suscitado con otras créditos, con otros ingresos, situación económica, educación, etcétera, ayude a estimar la posibilidad de que el prestatario pueda pagar la deuda y con las conclusiones, dar una elección previo análisis de estos, a fin de que se deduzca la cantidad requerida de provisiones y así poder respaldar casos de incumplimiento. Como resultado, se aprecia que son las mujeres quienes tienden a una menor posibilidad de incumplir el pago que los hombres. Por ejemplo en el portafolio de vivienda, la posibilidad de incumplir el pago para clientes de sexo femenino es 1,96% inferior que los de sexo masculino. Adicionalmente, los clientes casados muestran mayor default con respecto a los clientes solteros. La cartera comercial detenta una diferencia más notoria, ya que las el default en clientes de sexo femenino y sexo masculino son 15,43%. y 16,51% respectivamente. Si el cliente es viudo, poseen menor posibilidad de default en hombre y mujeres, siendo 14,58% por las mujeres y 16,03% por los hombres. En conclusión, este estudio evidencia que hay diferencias materiales con respecto al default entre mujeres y hombres y distintos tamaños de empresa e ingreso. Asimismo, las mujeres poseen una menor posibilidad de default en todos los portafolios de clientes analizados, lo cual hace más evidente que los clientes de sexo femenino son mejores pagadores que los de sexo masculino y no se ven diferencias de manera significativa con respecto a los resultados obtenidos de ambos tipos de análisis.

Vargas & Mostajo (2014) buscan mostrar diversos métodos para obtener una apropiada gestión de riesgos. Ellos presentan un modelo logit para poder analizar la morosidad con las particularidades de los clientes, siendo en este caso, créditos en el año final, créditos previos, destino del monto prestado, capacidad de pago, estado civil, sexo y garantías. Es con base en estos resultados que se puede escoger por rehusarse a tomar el crédito, conferir garantías o admitir el préstamo. Se obtiene como resultado que son

significativas para el modelo, todas sus variables. Como conclusión, se obtiene que es menester evaluar los factores que perjudican el riesgo a fin de provisionar de forma adecuada. Además, se aprecia que para provisionar, todos los modelos detentan muchas similitudes en significancia entre ellos. Asimismo, se demuestra que la disimilitud entre los modelos es debido a las diversas variables usadas.

Kwofie, Owusu-Ansah, & Boadi (2015) analizan la ejecución de la regresión logística para poder vaticinar la posibilidad de incumplimiento usando datos de una compañía de microfinanzas. Se usa un modelo logit con las variables: estado civil, default, cantidad de años en el trabajo, monto de crédito. La evaluación de riesgo crediticio se hace usando la regresión logística para hallar la posibilidad de default. A través de esto se explican algunas problemáticas que se suscitan al utilizar este modelo y que podrían impactar negativamente en la calidad de los resultados logrados. EL resultado señala la existencia de una relación débil entre los predictores y la predicción, adicionalmente, la regresión logística vaticinó de manera correcta el estado predeterminado del 40.0%. Concluyen que el modelo de regresión logística vaticinó de forma acertada entre los beneficiarios con un menor número de años en el negocio y vaticinó erróneamente entre los beneficiarios con un número mayor y moderado de años. También que la regresión logística también vaticinó correctamente entre los beneficiarios solos y vaticinó de manera incorrecta a los beneficiarios casados.

Cruz, Gavira, & García (2016) poseen como finalidad demostrar que los modelos logit no pueden predecir de manera correcta la posibilidad de incumplimiento dentro del sector minero a diferencia de los modelos poisson. Se usa un modelo logit con las variables: solvencia, liquidez y rendimiento sobre inversion y se trata de realizar un contraste de sensibilidad de los modelos poisson y logit. Se puede concluir que se encontraron inconvenientes de signos inversos, con relación a la base teórica, ya que se dio una mala segmentación de los clientes pertenecientes a la muestra seleccionada y además no se previo los potenciales inconvenientes de la omisión de ciertas variables al ir eliminando las que no poseían el nivel de significancia requerido para el modelo.

Castro, Perez, & Soto (2017) evalúan la posibilidad de no cumplimiento de entidades que detentan deberes de carácter contractual con una empresa del sector financiero en Colombia dentro en el período 2009-2014. Esto usando la regresión

logística con las variables: calificación, endeudamiento, liquidez, rentabilidad, eficiencia, máxima mora anual, tamaño de empresa, variación del PBI. Mediante el modelo logit ordinario generalizado se halla que la posibilidad de default se encuentra relacionada a la rentabilidad, eficiencia y nivel de deuda. Se observa que para las medianas empresas, la posibilidad de obtener la mejor calificación crediticia aumenta a 15,27%, manteniendo constantes el resto de variables. A su vez, si la firma que se analiza es de un tamaño más pequeño, la posibilidad de tener la mejor calificación aumentará tan solo en 3,158%, siendo muy poco el impacto de la variable. Además, la posibilidad de tener la menor calificación crediticia, incrementa en 0,733% para las pequeñas empresas y para las medianas empresas, en un 0,106%, lo cual lo hace no significativo. Se puede concluir en que existen disyuntivas entre categorías: tanto en los efectos marginales como en la estimación de los coeficientes. Asimismo, en la evaluación del modelo logit para el sector comercial y el sector industrial, en términos generales, se logra apreciar a menor calificación crediticia, menor es la significancia del efecto marginal de cada variable. Finalmente, pese a que se añaden otros indicadores como por ejemplo la variable macroeconómica y la variable conducta de pago de las empresas, es mucho inferior el impacto si el cliente posee la calificación de tipo E que cualquier otra calificación, especialmente con respecto a las empresas del sector comercio.

Yeboah, & Orduro (2018) tienen como objetivo hallar los factores de la posibilidad de no cumplimiento de créditos en varias instituciones mediante un modelo logístico binario. El autor emplea un modelo logit con las variables edad, género, estatus civil, nivel de ingreso, cantidad de empresas con las que mantienen deuda, monto del crédito, residencia, destino del crédito. Se obtiene como resultado que el 84% de préstamos está dado a hombres ya que ellos tienen más facilidades de acceso a crédito que las mujeres. Sin embargo, los hombres mantienen un 2.16 más probabilidades de incumplir el pago. Por otro lado, las personas solteras tienen 1.26 más probabilidades de caer en incumplimiento que las personas casadas y la variable nivel de ingreso es bastante significativa en el modelo, lo cual contrasta con autores que dicen que no es tan significativa debido a que el incumplimiento de los créditos depende más del gasto de las personas que de su nivel de ingreso. Como conclusión, se determinó que las variables edad, género, estatus civil, nivel de ingreso, cantidad de empresas con las que mantienen deuda, monto del crédito, residencia, destino del crédito son buenos determinantes del incumplimiento de créditos en el sector microfinanciero.

Millán, & Caicedo (2018) exponen el desempeño y la aplicación de 3 modelos para clasificar a peticionarios de préstamos: el modelo logit, análisis discriminante y redes neuronales; estos métodos son usados por entidades financieras para estimar un credit scoring. El autor usa un modelo logit con las variables: edad, género, estado civil, actividad económica, ingreso, garantía, vivienda, estado actual, préstamo, plazo, línea de crédito, número de personas a cargo y tasa de interés. Consiguiendo como resultado que se consigue un modelo significativo estadísticamente hablando durante el desarrollo de la regresión logística, el cual posee una gran capacidad de clasificación, el modelo logístico elaborado puede clasificar a 531 como buenos solicitantes, siendo su total 548 buenos solicitantes, por lo que posee una precisión de 96.9% al momento de clasificar el grupo de buenos clientes. Mientras que el modelo logístico solo posee una precisión de 11.2% para hallar los malos pagadores. También el modelo puede conseguir una exactitud de 81,0% para los dos grupos. Concluyendo en que comparando los tres modelos utilizados, hay un mejor desempeño en el de redes neuronales, lo cual logra una precisión de 86.9%.

2.3 Marco Conceptual – Modelo Teórico Propio

En el presente rubro se empieza presentando la matriz de construcción del modelo teórico propio, luego: primero se presenta todo el modelo-ecuaciones, después se describe cada variable y finalmente se escribe la lógica del modelo teórico propio, luego se presenta la matriz de operacionalización de las variables.

Tabla 2.1
Matriz para la construcción del Modelo Teórico propio – Base Teórica

AUTOR Y TÍTULO	ECUACIÓN Y VARIABLES ORIGINALES	VARIABLES SELECCIONADAS	MODELO
SBS	Riesgo de Crédito, Exposición ante el incumplimiento, Probabilidad de incumplimiento, Pérdida esperada, Pérdida no esperada, Requerimiento Patrimonial por Riesgo de Crédito	No se selecciona ninguna variable ya que solo es un modelo teórico.	Ninguno
Altman, E. I. (1968)	capital de trabajo/activos totales, utilidades retenidas/activos totales, utilidades antes de intereses e impuestos/activos totales, capitalización bursátil/valor en libros del total de deuda, ventas/activos totales	No se selecciona ninguna variable	Modelo Z-Score
Merton, R. (1974)	Nivel de activos y nivel de pasivos de la empresa	No se selecciona ninguna variable	Medelo de Merton
Ohlson, J. A. (1980)	Total activos/índice de precios, total pasivos/total activos, capital de trabajo/activos totales, pasivos corrientes/activos corrientes, una dummy con valor de 1 si el total de pasivos supera el total de activos y 0 si no lo hace, utilidad neta/total activos, utilidad operativa/total activos, una dummy con valor de 1 si en los dos últimos años la utilidad neta fue negativa y 0 si sucede lo opuesto y la variación de la utilidad neta.	No se selecciona ninguna variable	Modelo Logit

Lennox, C. (1999)	Ratios financieros de flujo de caja, endeudamiento y rentabilidad	No se selecciona ninguna variable	Modelo Logit y Probit
(continuación)			
Lando, D. (2004)	Modelo logit y Probit para hallar la posibilidad de incumplimiento. $\text{logit}(P(Y = 1 x_1, \dots, x_k)) = \alpha_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n,$	No se selecciona ninguna variable ya que solo es un modelo teórico.	Modelo Logit
Aguilar, G.; G. Camargo y R. Morales (2004)	Modelo planteado: $y_{it} = \alpha_i + \gamma' y_{it-j} + \beta' x_{it} + \delta' w_{it} + e_{it}$	No se selecciona ninguna variable ya que solo es un modelo teórico	Datos Panel, Arellano Bond
JP Morgan & Company (1997)	Modelo Credimetrics: Permite estimar la probabilidad de transición de un estado en donde está la deuda del individuo en un período t a un estado en el siguiente período t+1. Cadenas de Markov	Calificación crediticia, días de atraso	Matrices de transición
Ching, W., Huang, X., K., Ng., M., Sui, T. (2013)	$\begin{pmatrix} \lambda_{11} P_e^{(11)} & \lambda_{12} P_e^{(12)} & \dots & \lambda_{1n} P_e^{(1n)} \\ \lambda_{21} P_e^{(21)} & \lambda_{22} P_e^{(22)} & \dots & \lambda_{2n} P_e^{(2n)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda_{n1} P_e^{(n1)} & \lambda_{n2} P_e^{(n2)} & \dots & \lambda_{nn} P_e^{(nn)} \end{pmatrix} \hat{x} \approx \hat{x}.$	No se selecciona ninguna variable ya que solo es un modelo teórico.	Matrices de transición

Elaboración propia



Tabla 2.2
Matriz para la construcción del Modelo Teórico propio - Tesis

AUTOR Y TÍTULO	ECUACIÓN Y VARIABLES ORIGINALES	VARIABLES SELECCIONADAS	MODELO
<i>Calixto, M.; Casaverde, L. (2011)</i>	Experiencia dentro la misma entidad, experiencia en el sector financiero, género, edad, estado civil, cantidad de hijos, grado educativo, tipo de vivienda, actividad económica, apalancamiento patrimonial, cantidad de empresas en el sector financiero, deuda con la misma entidad, deuda en el sector financiero, saldo del crédito más reciente, destino, plazo del crédito más reciente, TEA, ROA, ROE, excedente neto, garantía, variación del IPC y variación del PBI	Género, actividad económica, cantidad de empresas en el sector financiero, tasa de interés, monto del crédito.	Modelo Logit
<i>Sotomayor, S. (2012)</i>	Estado civil, si tiene teléfono, edad al corte, índice de reestructura, promedio de días de mora, días de mora máxima, caja bancos, gastos generales, dependencia de otros ingresos, cuota propuesta a excedente, dependencia de negocio, saldo malo titular, número de microcréditos, deudas a liquidez, provincial/residencia, nombre de oficina, tipo de vivienda, monto máximo de cuota, cantidad de préstamos cancelados.	Días de mora, número de microcréditos.	Modelo Logit
<i>Moreno, S. (2013)</i>	Sexo, Personas activas, Central de riesgo, Personas a cargo, tipo vivienda, promedio días de mora, valor del crédito, estado civil, nivel de estudios, estado laboral, estrato, garantía, meses ultimo crédito, sector.	Sexo, sector, central de riesgo, promedio días de mora, valor del crédito.	Modelo Logit
<i>Velandía, N. (2013)</i>	Sexo, calificación interna, calificación de la Superintendencia, morosidad, refinanciamiento, antigüedad, garantía, edad, sector, colocaciones promedio, activos y producto de riesgo	Sexo, calificación superintendencia, calificación interna, promedio días de mora.	Modelo Logit
<i>Correa, C. (2016)</i>	Período de cobranza, domicilio, endeudamiento, margen neto, participación, convenio, tipo de estado, cartera vencida a más de 90 días y cartera vencida a más de 180 días	Cartera vencida.	Modelo Logit
<i>Pantoja, P. (2016)</i>	Ubicación, oficina, apalancamiento, calificación de riesgo, moneda, días de atraso, cantidad de cuotas, sobreendeudamiento, desembolsos, plazo del crédito y tasa de interés	Ubicación, calificación de riesgo, días de atraso, tasa de interés.	Modelo Logit
<i>Meza, E.; Reyes, H.; Pérez, H.; & Tajonar, F. (2017)</i>	Edad, género, estado civil, ocupación, personas a cargo del cliente, periodo de estancia en lugar de residencia, periodo en el trabajo, morada propia, línea telefónica propias, si labora en el extranjero, tipo de crédito, finalidad del préstamo, ahorros, saldo del préstamo, tasa de interés	Saldo del préstamo, tasa de interés.	Modelo Logit

(continuación)

<i>Salamanca, A.; Benítez, J. (2018)</i>	Sector, calificación, endeudamiento, IPC, ROA, productividad del capital de trabajo, prueba ácida, flujo de caja operativo, palanca de crecimiento, endeudamiento financiero, pasivos corrientes, pasivos no corrientes, rotación de inventario, apalancamiento, ROE, margen neto, margen ebitda, activo total, ventas, capital de trabajo, PIB por sector, crecimiento del PIB del país, rotación de cartera.	Sector, calificación.	Modelo Logit
<i>Recalde, C. (2018)</i>	Banca digital, edad, estado civil, género, ocupación, tipo de vivienda, y cargas familiares.	Género.	Modelo Logit
<i>Daza, L. (2018)</i>	Código de actividad laboral, Valor Comercial, Edad, Vehículo nuevo o usado, Marca de vehículo, Ocupación, Sueldo del cliente, Plazo de pago, Crédito amparado, Día de pago de cuota, Año de vencimiento del crédito, Tarjeta de crédito, Número de propietarios del vehículo, Año de apertura del vehículo, Sexo, Descuento por nómina, Uso del vehículo, Saldo del crédito, Ciudad, Total ingresos y Valor avaluado.	Sexo, saldo del crédito.	Árboles de decisión

Elaboración propia



Tabla 2.3
Matriz para la construcción del Modelo Teórico propio – Revistas Indexadas

AUTOR Y TÍTULO	ECUACIÓN Y VARIABLES ORIGINALES	VARIABLES SELECCIONADAS	MODELO
Fernández H.; Pérez, F. (2005)	Año, información, monto de la deuda, calificación interna, tiempo de vencimiento de deuda, rentabilidad bruta, incremento de ventas, ganancia neta entre ventas, ganancia operativa, aumento de utilidades, crecimiento del patrimonio, entre otros ratios financieros y las variables cualitativas años de la entidad, años del prestatario en la entidad financiera, estructura, estados financieros, disponibilidad.	Calificación interna, calificación pagos externos.	Modelo Logit
Mures, J.; García, A.; & Vallejo, E. (2005)	Garantía hipotecaria, número de impagos anteriores, nueva residencia en la zona, estado civil, duración del retraso. A su vez utiliza un modelo logit con las variables: nueva residencia, inversión de un vehículo, número de impagos previos, traspaso de negocio, morosidad, importe.	Morosidad, importe.	Modelo Logit
Veloz, A. (2007)	Préstamos para bienes raíces, préstamos para construcción, préstamos entre el total de activos, de consumo, comerciales, intereses sobre el total de depósitos, margen de intermediación para cada banco, ganancia de intereses entre el total de activos, activos líquidos sobre los activos totales, depósitos en moneda no local entre los depósitos totales, total de activos en logaritmo, créditos en moneda no local entre la cartera total, ganancias operativas, sueldo y otras beneficios al personal con respecto al total de activos, gastos con respecto al total de activos, variaciones en el tipo de cambio nominal, tasas de intereses reales de corto plazo, tasa de inflación y créditos que caen en mora entre el total del portafolio.	Tasa de interés.	Modelo Logit
Zamudio, N. (2007)	Carga financiera, Plazo, Liquidez, Garantía, Tipo de entidad, Número de entidades, Agricultura, Construcción, Minería, Transporte, Comercio, Servicios	Plazo, sector servicios, número de entidades.	Modelo Logit
Karacula, E. (2009)	Default, Relación entre el pago y el ingreso, Tiempo de madurez, Importe de la hipoteca, Fecha de apertura del crédito, Préstamo a valor, Estado civil, Género, Años, Educación, Límite de crédito, Cantidad a plazos, Tasa de interés, Nivel de ingresos, Cantidad de pericia.	Género, tasa de interés, importe de hipoteca.	Modelo Logit
Cabrera, J.; Bazerque, P. (2010)	Monto de la deuda, garantías, dolarización, moneda, destino, plazo, país de residencia, cantidad de entidades relacionadas, de faults previous, variación del PBI general y sectorial, tipo de cambio, tasas.	Monto de la deuda, cantidad de entidades relacionadas, tasas.	Modelo Logit
Rayo, S.; Lara, J.; Camino, D. (2010)	Situación laboral, zona geográfica, endeudamiento, ratio de liquidez, créditos anteriores, garantía, destino del crédito, variación anual de tasa de cambio.	Zona geográfica, sexo, tasa, calificación, días morosidad.	Modelo Logit
Támara, A. (2010)	Actividad, edad, ingreso, activos, margen operativos, endeudamiento, margen neto, pasivo/ingresos.	Actividad	Modelo Logit y Modelo Probit

(continuación)

Narváez, G.; Chávez, J.; Soriano, E. (2012)	Monto del crédito, default, esquema de cobro, tipo de garantía, tipo de cobertura, garantía sin fondeo, municipio, edad, cadena productiva, cobertura efectiva, número de amortizaciones	Monto del crédito, calificación.	Modelo Logit
Bartual, C.; García, F.; Guijarro, F.; Romero-Civera, A. (2012)	Total activos, Beneficios antes de impuestos /Utilidad de operación / Activos totales, Ganancias ordinarias / Activos totales, Resultados ordinarios / Ventas, Equidad de la CE / Activos totales, Resultados financieros / Acreedores, Activos totales / Acreedores, Activos / Acreedores - Efectivo - Inversiones temporales, Efectivo / Acreedores a corto plazo, Efectivo / Acreedores a corto plazo, Resultado de explotación / Activos, Activos corrientes / Pasivo corriente, Acreedores / Acreedores a corto plazo, Ingresos de explotación / Gastos financieros, Ventas SA / Activos totales.	No se selecciona ninguna variable.	Modelo Logit
Támara, A., Aristizábal, R., & Velásquez, E. (2012)	Calificación crediticia, días de atraso.	Calificación crediticia, días de atraso.	Matrices de transición
Espin-García, O. y Rodríguez-Caballero, C. (2013)	Salario, edad, sexo, nivel máximo de estudios, estado civil, cantidad de personas a su cargo, capacidad de pago.	Sexo	Modelo Logit y análisis multivariado
Salazar, F. (2013)	Género, sector económico, presencia de obligaciones financieras paralelas, valor del préstamo, plazo, tasa de interés, costos de transacción, fallos en la información.	Género, sector económico, obligaciones financieras paralelas, tasa de interés, valor del préstamo.	Modelo Logit
Ormazabal, F. (2014)	Default, Edad, Estado Civil, Género, Decil de ingreso, Tamaño de la empresa	Género.	Modelo Logit
Vargas, A., Mostajo, S. (2014)	Créditos en el año final, créditos previos, destino del monto prestado, capacidad de pago, zona, estado civil, sexo y garantías	Sexo, zona.	Modelo Logit
Kwofie, Ch.; Owusu-Ansah, C.; Boadi, C. (2015)	Estado Civil, Número de años en el trabajo, Monto de Capital.	Monto de Capital.	Modelo Logit
Cruz, S.; Gavira, N.; García, R. (2016)	Solvencia, liquidez y rendimiento sobre inversión	No se selecciona ninguna variable.	Modelo Logit

(continuación)

<i>Castro, A.; Perez; & Soto, A. (2017)</i>	Calificación, endeudamiento, liquidez, rentabilidad, eficiencia, máxima mora anual, tamaño de empresa , variación del PBI.	calificación.	Modelo Logit
<i>Yeboah, E.; Oduro, F. (2018)</i>	Edad, estatus civil, nivel de ingreso, cantidad de empresas con las que mantienen deuda, residencia, destino del crédito.	cantidad de empresas, calificación.	Modelo Logit
<i>Millán, J.; Caicedo, E. (2018)</i>	edad, género, estado civil, actividad económica, ingreso, garantía, vivienda, estado actual, préstamo, plazo, línea de crédito, número de personas a cargo y tasa de interés.	género, actividad económica, préstamo y tasa de interés.	Modelo Logit

Elaboración propia



En esta tesis se usará un modelo logit para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa.

El modelo base a utilizar será el de Velandia (2013), modelo de regresión logística que emplea variables como sexo y calificación crediticia, también utilizados en esta investigación, y logra estimar la probabilidad de default de los créditos conferidos a las pequeñas y micro empresas ubicadas en el Municipio de Arauca en Colombia. Velandia concluye que el sexo y la calificación interna, son los factores más influyentes en el incumplimiento de los créditos.

Se empleará como variable dependiente el indicador de si un cliente cae o no en default y se emplean variables explicativas recopiladas de las tesis de Sotomayor (2012), Moreno (2013) y Pantoja (2016) y se enfoca en microfinancieras como lo explica la teoría de Aguilar, Camargo & Morales (2004)

En función de lo expuesto, se presenta el modelo teórico propio-marco conceptual.

Modelo propio:

$$Y = \text{Sexo} + \text{Seservicio} + \text{Tasa de interés} + \text{Calificación Interna} + \text{Calificacionsbs} + \text{Zona} + \text{Situación} + \text{Rango de monto} + \text{Rango morosidad} + \text{Canemp}$$

En donde:

Sexo: Variable dummy donde género masculino toma el valor de 0 y género femenino el valor de 1.

Seservicio: Variable dummy la cual el sector producción tiene el valor de 0 y los demás sectores distintos a este toman el valor de 1.

Seservicio: Variable dummy la cual el sector servicio tiene el valor de 0 y los demás sectores distintos a este toman el valor de 1.

Tasa de interés: Tasa de interés activa que cobra la Financiera Proempresa a los clientes.

Calificación Interna: Variable dummy que muestra los valores de la calificación otorgada por la Financiera Proempresa en donde las calificaciones nuevo, preferencial A,

preferencial B, Preferente y Premium toman el valor de 0 y las calificaciones premium B, premium C, premium único y recurrente toman el valor de 1.

Calificación SBS: Variable dummy que muestra los valores de la calificación otorgada por la SBS en donde las calificaciones normal y cpp poseen el valor de 0 y las calificaciones de deficiente, dudoso y pérdida el valor de 1.

Zona: Variable dummy en donde los créditos en zona urbana toman el valor de 0 y los de zona periurbana o rural el valor de 1.

Situación: Variable dummy la cual tiene los créditos vigentes con el valor de 0 y los créditos vencidos con el valor 1

Rango de monto: Variable dummy en donde los créditos de un monto menor o igual a 10000 soles tienen el valor de 0 y los créditos mayores a 10000 soles tienen el valor de 1.

Rango morosidad: Variable dummy en donde los créditos que tienen hasta 12 meses de retraso poseen el valor de 0 y los créditos que tienen más de 12 meses de retraso poseen el valor de 1.

Canemp: Variable que muestra la cantidad de empresas del sector financiero con las que el cliente mantiene una deuda, es decir, el nivel de sobreendeudamiento que posee, expresado en el número de entidades financieras con las que mantiene una deuda.

Lógica del modelo:

Variable dependiente:

Deudor cae o no cae en default.

Se esperan los siguientes signos para cada variable independiente en función a la variable dependiente:

(-) Sexo: Al haber más hombres que piden préstamos se espera una relación negativa, ya que si el cliente es de sexo masculino toma el valor de 0 y si es de sexo femenino, el valor de 1. El signo de la variable es definido por el signo que tome el valor

de 1, por ello, el que la variable sexo sea negativa implica que si el cliente es de sexo femenino, disminuye la probabilidad de default.

(-) Sector Producción: Se espera una relación negativa con la posibilidad de default. Al tomar el valor de 0 si el crédito pertenece al sector producción y 1 si pertenece a otros sectores, el que la variable sector producción sea negativa implica que si el crédito del cliente pertenece a un sector distinto al de producción, disminuye la posibilidad de que el cliente no pague, por el contrario, si pertenece al sector producción, aumenta la probabilidad de default. Este resultado se espera debido a que según sucesos ocurridos el 2017, el sector producción se ve bastante afectado.

(-) Sector Servicio: Se espera una relación negativa con la posibilidad de default. Al tomar el valor de 0 si el crédito pertenece al sector servicios y 1 si pertenece a otros sectores, el que la variable sector servicio sea negativa implica que si el crédito del cliente pertenece a un sector distinto al de servicio, disminuye la probabilidad de que el cliente incumpla el pago, por el contrario, si pertenece al sector servicio, aumenta la probabilidad de default. Este resultado se espera debido a que en el año 2017, el sector servicio ha incrementado su demanda, lo cual genera bastante competencia por parte de las entidades financieras, esto hace que haya un incremento de posibles créditos que caigan en default.

(+) Tasa de interés: Se estima que la variable tasa de interés tenga signo positivo, ya que esta variable toma el valor de la tasa de interés cobrada a cada crédito, por lo que se espera que a mayor tasa de interés, mayor sea la probabilidad de caer en default.

(+) Calificación Interna: Se espera que la variable posea signo positivo, ya que toma el valor de 0 cuando el crédito tiene es calificado como nuevo, preferencial A, preferencial B, Preferente y Premium, y mantiene el valor de 1 cuando el crédito mantiene la calificación de Premium B, Premium C, Premium único, Recurrente. En otras palabras, se espera que con una menor calificación, incremente la probabilidad de caer en default.

(+) Calificación de la Superintendencia Bancaria: Se espera que la variable tenga signo positivo, ya que toma el valor de 0 cuando el crédito tiene es calificado como normal y con problema potenciales (CPP), y posee el valor de 1 cuando el crédito mantiene la calificación de deficiente, dudoso y pérdida. En otras palabras, se espera que con una menor calificación, aumente la posibilidad de caer en default.

(-) Zona: Se espera que la variable zona tenga un signo negativo ya que esta adquiere el valor de 0 cuando el cliente es de zona urbana, y el valor de 1 si es de zona no urbana (periurbana o rural). Esto quiere decir que cuánto más alejado se encuentre el cliente del centro de la ciudad, mayor es la posibilidad de caer en incumplimiento.

(-) Situación: Se espera que la variable situación tenga signo negativo, ya que a mejor situación, menor probabilidad de caer en default.

(+) Rango de monto: Se espera que la variable rango de monto tenga signo positivo ya que toma el valor de 0 si el crédito es de un monto que va desde 0 a 10000 soles , y el valor de 1 si el crédito es de un monto superior a 10000 soles. Esto quiere decir que a mayor monto de desembolso, mayor probabilidad de caer en default.

(+) Rango morosidad: Se espera que la variable rango de morosidad tenga signo positivo, ya que toma el valor de 0 cuando el crédito tiene un nivel de atraso de hasta 12 meses, y el valor de 1 si el crédito tiene un período de atraso superior a 12 meses. Esto quiere decir que a mayor número de días de morosidad, mayor la probabilidad de caer en default.

(+) Cantidad de empresas: Se espera que la variable cantidad de empresas tenga un signo positivo ya que a mayor cantidad de empresas con las que el cliente mantiene una deuda, mayor la probabilidad de caer en default.

Tabla 2.4
Matriz de Operacionalización

VARIABLE	INDICADOR	FUENTE	VARIABLE	COMENTARIOS
Y	0 y 1	Financiera ProEmpresa	Dependiente	0: No cae en default 1: Cae en default
Sexo	0 y 1	Financiera ProEmpresa	Independiente	0: Masculino 1: Femenino
Sector Producción	0 y 1	Financiera ProEmpresa	Independiente	0: Sector Producción 1: Otros sectores
Sector Servicio	0 y 1	Financiera ProEmpresa	Independiente	0: Sector Servicio 1: Otros sectores
Tasa de interés	% Porcentaje	Financiera ProEmpresa	Independiente	Posee un valor en porcentaje según cada crédito
Calificación SBS	0 y 1	Financiera ProEmpresa	Independiente	0: Normal y CPP 1: Deficiente, Dudoso y Pérdida
Rango del monto	0 y 1	Financiera ProEmpresa	Independiente	0: <0-10000] 1: <10000-a más]
Rango morosidad	0 y 1	Financiera ProEmpresa	Independiente	0: Hasta 12 meses 1: Más de 12 meses
Zona	0 y 1	Financiera ProEmpresa	Independiente	0: Urbano 1: No Urbano (Periurbano, Rural)
Situación	0 y 1	Financiera ProEmpresa	Independiente	0: Vigente 1: Vencido
Calificación interna	0 y 1	Financiera ProEmpresa	Independiente	0: Nuevo, Preferencial A, Preferencial B, Preferente, Premium 1: Premium B, Premium C, Premium único, Recurrente
Cantidad de empresas	Del 1 al 10	Financiera ProEmpresa	Independiente	1: Solo ProEmpresa 2: Con 1 entidad más 3: Con 2 más 4: Con 3 más, 5: Con 4 más 6: Con 5 más 7: Con 6 más 8: Con 7 más 9: Con 8 más 10: Con 9 más

Elaboración propia

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

3.1 Enfoque de la Investigación

Clasificación de la investigación

En cuanto al **alcance temporal** de esta tesis, la clasificamos como actual, ya que utiliza la información de un portafolio de clientes de una entidad financiera desde enero del 2017 a enero del 2018.

Su relación con la ciencia es aplicada por utilizarse un modelo econométrico utilizando datos reales de la población observada.

Por su **naturaleza es crítico-evaluativa** ya que se analizarán los distintos autores mencionados en el marco teórico teniendo como base una investigación y añadiendo variables observadas por otros autores tanto en el plano teórico como en la validez científica.

Por su **carácter es explicativa** ya que busca determinar qué variables son las que explican correctamente a la variable dependiente.

Las fuentes que se utilizarán serán **primarias** y **secundarias**: fuentes estadísticas, base teórica, tesis, papers, etc.

Método de investigación

Se utilizará un **método de análisis econométrico** donde se inicia con la identificación de cada una de las variables que pueden afectar al resultado de cumplimiento o incumplimiento de un crédito, esto sustentado en la base teórica y posteriormente, se pasará a recopilar la información estadística (portafolio de clientes de la entidad financiera) para el modelo econométrico.

Grado y tipo de Hipótesis

La hipótesis que se establece es de **Segundo Grado** debido a que la hipótesis se formula en forma de una ecuación lineal pero que va ser demostrada de un modelo econométrico.

Criterios para la comprobación de hipótesis

Para aceptar o rechazar las hipótesis anteriores se requiere que, en primer lugar, sean significativos para el modelo; segundo, cumplir con los signos económicamente esperados; y, por último, que las variables incluidas, en conjunto, expliquen la probabilidad de default.

3.2 Alcance de la Investigación

En cuanto al alcance o tipo de investigación esta será por estudios, **explicativa**; ya que pretende dar a conocer la importancia de ciertas variables en la probabilidad de default de un crédito y poder clasificarlo según las características de cada cliente.

3.3 Diseño de la investigación

Diseño no experimental

En el caso de la presente investigación se ha considerado conveniente que el diseño no experimental sea transversal, siendo conveniente un modelo logit.

Modelo Logit:

Se define como un modelo de carácter cualitativo por el cual se estima la posibilidad de que un individuo mediante la utilización de características de este mismo representadas como X_i , es decir, las variables explicativas, sean parte de uno de dos grupos específicos representados como Y_i , la cual es la variable dicotómica dependiente de carácter cualitativo, siendo 1 si se encuentra en el grupo de éxito y 0 si está en el grupo contrario, es decir, es decir que es una variable dependiente binaria. Una variable dependiente

binaria es una clase de variable dependiente limitada, también llamada VDL, la cual tiene la característica de que los valores que puede tomar poseer una restricción sustancial. Al tratarse en esta ocasión de una variable binaria, está restringida a solo escoger los valores de 0 y 1.

El modelo logit, a diferencia del modelo de probabilidad lineal, también conocido como MPL, el cual aplica el modelo de regresión múltiple a una variable dependiente binaria, supera ciertas de sus desventajas como que las probabilidades ajustadas en algunos casos pueden llegar a superar el valor de 1 o ser inferiores al valor de 0 y que los efectos parciales de sus variables explicativas son constantes, en cambio en el logit, la variable explicada solo toma valores entre 1 y 0. Por otro lado, la mayor ventaja de la no linealidad del modelo logit es que ya no se necesita una hipótesis de partida como es el caso de que las variables deben tener una distribución normal, de esta manera, la aplicación de las variables cualitativas o de categoría, es mejorado. Al ser más adecuadas las propiedades estadísticas del modelo logit, sus estimadores son más eficientes que los del MPL.

En el modelo logit:

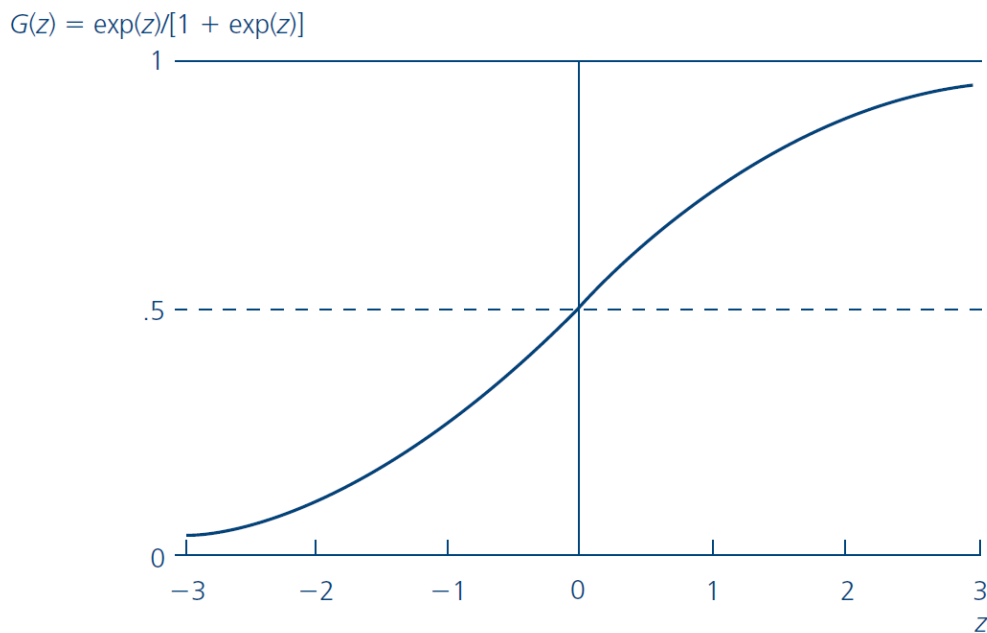
$$P(y = 1|\mathbf{x}) = G(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k) = G(\beta_0 + \mathbf{x}\boldsymbol{\beta})$$

La función G:

$$G(z) = \exp(z)/[1 + \exp(z)] = \Lambda(z)$$

Resulta una función logística que toma solo los números reales mayores a 0 y menores a 1, lo cual hace que las probabilidades de respuesta que se han estimado se encuentren entre 0 y 1. La función G, en el caso del modelo logit viene a ser la función de distribución acumulativa para una variable logística estándar aleatoria. Es por ello que la función logística se grafica tal como se puede apreciar en la Figura 5:

Figura 3.1
Gráfica de la función logística



Fuente: Wooldridge (2009)

Según Wooldridge (2009), otro punto importante con diferencia con los modelos de probabilidad lineal es que estos pueden estimarse mediante el método de mínimos cuadrados ordinarios o MCO o también en algunas ocasiones con mínimos cuadrados ponderados o MCP. Por otro lado, la no linealidad del modelo logístico hace que sea indispensable la utilización de la estimación de máxima verosimilitud, el cual figura con las siglas EMV, como método de estimación de los parámetros.

La función de log-verosimilitud es hallada por la siguiente ecuación:

$$\ell_i(\boldsymbol{\beta}) = y_i \log[G(\mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})] + (1 - y_i) \log[1 - G(\mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})]$$

En donde la estimación de máxima verosimilitud de β hace que se maximice la log-verosimilitud. Además, dicha función de log-verosimilitud es globalmente cóncava, permitiendo así una mayor facilidad en la maximización numérica (McFadden, 1974). Debido a esta maximización, el hecho de que hayan variables omitidas da pie a que la log-verosimilitud disminuya, o por lo menos no incremente. Esta situación nos lleva a tener que determinar si dicha disminución es lo suficientemente grande como para llegar a la conclusión de que las variables omitidas son sustanciales. Esto es posible realizarse

mediante la prueba de razón de verosimilitud o prueba chi-cuadrado, la cual usa un estadístico de razón de verosimilitud igual a dos veces la diferencia de la log-verosimilitud del modelo restringido con la log-verosimilitud del modelo sin restricción.

$$RV = 2(\mathcal{L}_{nr} - \mathcal{L}_r)$$

Este estadístico es necesariamente positivo, y se multiplica por dos necesariamente para que el estadístico posea una distribución chi-cuadrada con un grado de libertad, ya que posee una única restricción. Esto hace que cuando usamos un procedimiento por pasos, podemos usar pruebas de chi cuadrado para averiguar si agregando uno o más predictores mejoramos significativamente el ajuste de nuestro modelo.

La importancia general del modelo se prueba utilizando el modelo Chi cuadrado, el cual se deriva de la probabilidad de observar los datos reales bajo el supuesto de que el modelo que se ha ajustado es exacto. Hay dos hipótesis para probar en relación con el ajuste general al modelo:

H0: El modelo es un buen modelo.

H1: El modelo no es un buen modelo (Los predictores tienen un efecto significativo).

El valor que toma la chi cuadrado es la diferencia de la verosimilitud del modelo cuando solo toma en cuenta a la constante con la verosimilitud del modelo incluyendo todas las variables de carácter explicativo, es por ello que a esta prueba también se le conoce con el nombre de evolución de la verosimilitud.

En el modelo logit no es necesario aplicar diversas pruebas econométricas para evaluar este mismo. Las pruebas a aplicar para el modelo logit son la de efectos marginales y la comparación de los resultados con un modelo probit, además en lugar de revisar el poder de significancia del R cuadrado, se verifica que el chi cuadrado sea de 0. Esto prueba ya previamente mencionada, nos sirve para hallar la significancia global del modelo, actuando como un equivalente de la prueba F al momento de utilizar estimación de mínimos cuadrados ordinarios.

Estimación de efectos marginales:

A diferencia del modelo de probabilidad lineal, las magnitudes de los β en el modelo logit no son útiles por sí mismas. La no linealidad de este modelo hace que sea complicado estimar el efecto de cada variable explicativa sobre la probabilidad de acierto.

La incidencia de las variables explicativas sobre la probabilidad de escoger la opción determinada por $y_i=1$ en el modelo binario, no solo está dada por el valor de coeficientes, además incluye el valor tomado por las variables explicativas. De la derivada parcial:

$$\frac{\partial p(\mathbf{x})}{\partial x_j} = g(\beta_0 + \mathbf{x}\boldsymbol{\beta})\beta_j, \quad \text{donde } g(z) \equiv \frac{dG}{dz}(z)$$

Se obtiene el efecto parcial de x en la probabilidad de respuesta.

Ya que G es la función de distribución acumulada de una variable aleatoria continua. Esta función, en el caso del modelo logístico, es necesariamente creciente haciendo que la función de densidad g sea mayor a 0. Es por ello por lo que el efecto parcial de x en $p(x)$ siempre tiene el mismo signo que β .

Aquí, el impacto de una variable del modelo con respecto a la probabilidad es afectada por el valor de esta misma diferente a lo que sucede en el modelo de probabilidad lineal.

Para hacer la prueba de los efectos marginales, lo que se debe hacer es estimar la media de todos los efectos parciales a través de la muestra para sacar los efectos parciales promedio, también llamados EPP. Este procedimiento es muy sencillo una vez estimado el modelo logit y consta de estimar la diferencia de la probabilidad de y cuando x es 0 con la probabilidad de y cuando x es 1 para cada unidad, de manera que se obtiene n diferencias estimadas siendo n el número de observaciones, para luego hacer un promedio de todas las diferencias del total de observaciones:

$$n^{-1} \sum_{i=1}^n \{G[\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{i1} + \dots + \hat{\beta}_{k-1} x_{ik-1} + \hat{\beta}_k (c_k + 1)] - G[\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{i1} + \dots + \hat{\beta}_{k-1} x_{ik-1} + \hat{\beta}_k c_k]\}.$$

Esta estimación la realiza sencillamente el programa stata con el código margins, dydx.

Modelo Probit:

Para verificar si los resultados del modelo logit son correctos se procede a correr un modelo Probit con las variables iguales del primer modelo y se hace una comparación entre ambos.

El modelo Probit es muy semejante al logit en el sentido de que ambos modelos son de colas anchas, lo cual hace que la probabilidad condicional esté más aproximada a 0 o 1. Además, ambos modelos estiman resultados muy similares en cuanto a probabilidad, ya que la distribución logística y la distribución normal son muy próximas entre ellas, generando así que sus resultados sean difícilmente distintos en gran proporción.

La principal diferencia entre los modelos logit y probit es que la función logística tiene colas ligeramente más anchas, lo cual genera una probabilidad mayor de éxito en los extremos.

A diferencia del modelo logístico, el cual usa una distribución acumulada, el modelo probit posee una distribución normal acumulada representada por la siguiente integral:

$$F(Z_i) = \int_{-\infty}^{Z_i/\sigma} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{t^2}{2}\right] dt$$

Esto significa que ambos poseen media igual a 0 y sus varianzas son distintas.

Es importante la interpretación de los coeficientes tanto del logit como del probit, ya que a pesar de ser el más práctico el modelo logit, su comparación es fundamental para asegurar una buena estimación del modelo.

3.4 Población y Muestra

Para el siguiente trabajo se utilizará el total de la cartera de clientes del departamento de Lima de la financiera Proempresa desde enero del 2017 a enero del 2018, siendo un total de 34492 clientes. Dicha información contiene históricamente el pago que han realizado los clientes del periodo de enero del 2017 a enero del 2018, para ello se utilizó un sistema virtual con características cuantitativas y cualitativas registradas en el momento de concederse el crédito de la Financiera Proempresa, de todas estas características se escogieron las variables que explican de la mejor manera a la variable dependiente en la que el cliente pueda o no caer en default, para ello empleamos la variable sexo del cliente, su sector económico, la tasa de interés cobrada por el crédito, la calificación que le da la empresa y la que le da la Superintendencia bancaria, el tipo de zona en la que se encuentra ubicado, la situación en la que se encuentra el crédito, el rango del monto desembolsado, el rango de días que tiene de morosidad y la cantidad de empresas con las que mantiene otra deuda financiera; luego la información se colocó como una base de datos en Microsoft Excel.

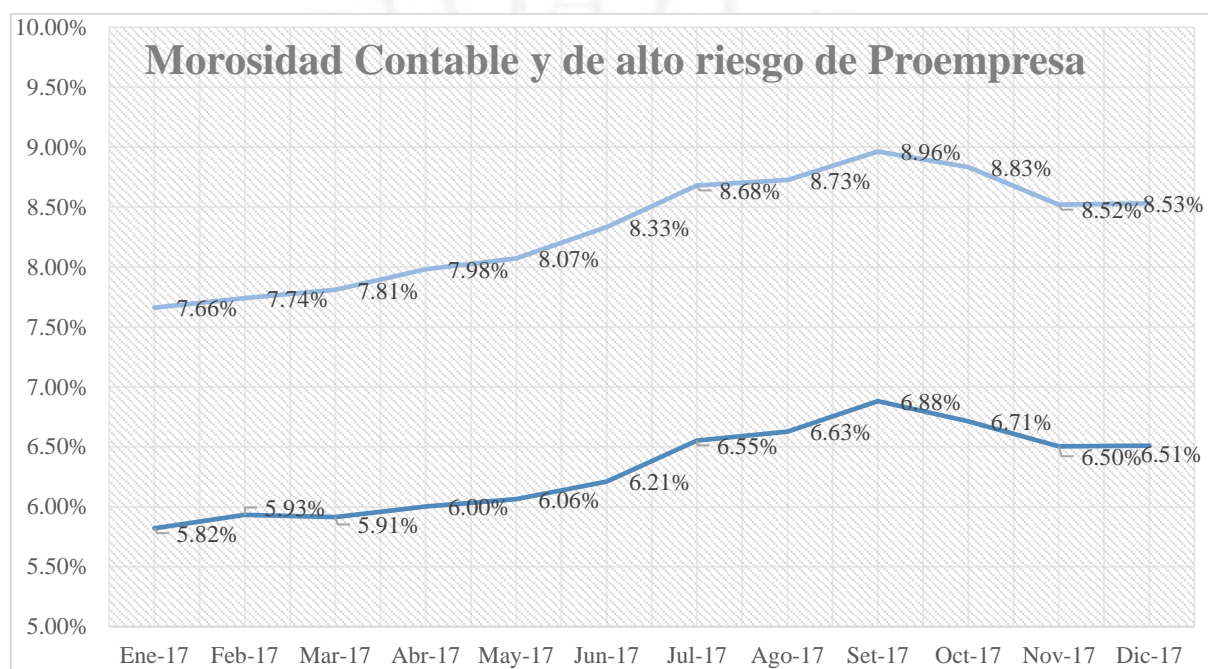
3.5 Administración de la información

La información será gestionada mediante una base de datos armada partiendo de fuentes de información estadísticas derivadas de instituciones con reconocimiento. Entre las técnicas de cálculos a utilizar se usarán los aplicativos econométricos: Stata. Asimismo, se utilizarán fichas bibliográficas para poder realizar una correcta estructuración y tratamiento de la información a utilizar.

CAPÍTULO IV: ANÁLISIS SECTORIAL, INSTITUCIONAL, NORMATIVO Y DE EXPERTOS.

4.1 Análisis de las variables

Figura 4.1
Morosidad Contable y de alto riesgo de Proempresa



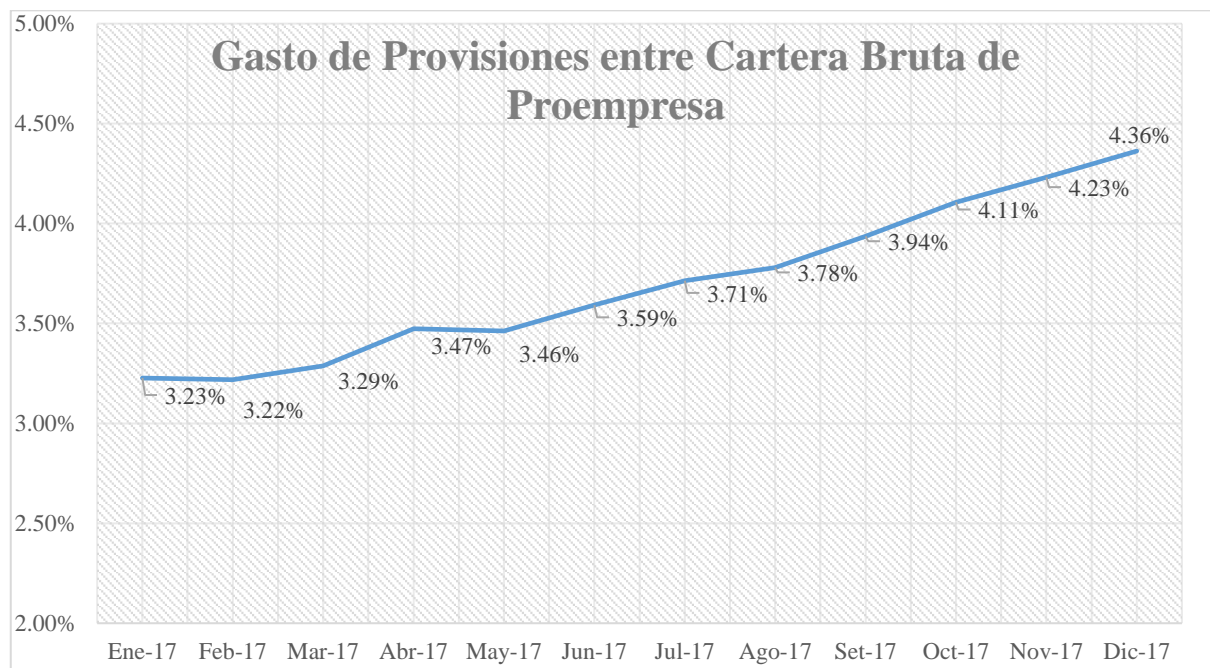
Fuente: Estadísticas – SBS (2018)
Elaboración propia

En la Figura 6 se puede observar un aumento en la cartera atrasada y cartera de alto riesgo de la financiera Proempresa. El ratio de morosidad contable pasa de ser 5.82% en enero del 2017 a ser 6.51% en diciembre del mismo año, lo cual demuestra que los créditos atrasados respecto al total de créditos tiene una tendencia alcista, es decir, que cada vez hay una mayor tasa de incumplimiento por parte de los clientes de la financiera.

Por otro lado, para ser más purista, también se observa en la Figura 6 el ratio de cartera de alto riesgo, el cual incluye los créditos refinanciados además de los atrasados entre el total de créditos. El resultado que se observa es igualmente un aumento de la morosidad, pasando de ser 7.66% en enero del 2017 a 8.53% en diciembre del mismo

año, lo cual indica que los créditos refinanciados no afectan la tendencia alcista del incumplimiento de clientes.

Figura 4.2
Gasto de Provisiones entre Cartera Bruta de Proempresa



Fuente: Estadísticas – SBS (2018)
Elaboración propia

De igual manera observamos en la Figura 7 una tendencia alcista en el ratio de gasto de provisiones entre la cartera de Proempresa, pasando de ser 3.23% en enero del 2017 a 4.36% en Diciembre del mismo año. Este resultado guarda relación con el gráfico anterior, ya que, al aumentar la morosidad de los créditos, es necesaria una cobertura de dichos créditos en forma de provisiones en caso de no se lleguen a recuperar esos créditos. Esto a su vez, tiene un impacto negativo directo en la rentabilidad de la financiera, por lo cual se debe gestionar de la mejor manera posible.

4.2 Análisis de la institución

El accionista característico y más importante de Prompresa es la Asociación de Institutos de Desarrollo del Sector Informal (siendo sus siglas: IDESI), la cual tiene como

miembros a los IDESIS de otras regiones; cabe resaltar que IDESI ha ido de las primeras instituciones que se encargaban de otorgar créditos a emprendedores en 19 regiones desde hace más de 30 años.

A raíz de la demanda, IDESI vio que era necesario que se independice los servicios financieros que brindaban, es por eso que optaron por crear una entidad regulada para que de una mayor seguridad tanto a sus proveedores como a sus clientes. Por otro lado, existía una creciente necesidad por expandir los servicios que se ofrecían y atender a más clientes, es debido a esto que se ven obligados a captar nuevas líneas de financiamiento para poder seguir otorgando créditos, pero ya no a través de la cooperación internacional sino a través del mercado financiero comercial, sean estos de fondos privados o de capitales; de esta manera de requeriría una organización regulada y, a su vez, supervisada.

Es en el año 1992 donde se comienza la planificación para formar una entidad financiera con la característica de que esta sería especializada en uniformizar procesos y fortalecer la tecnología crediticia de los Institutos de Desarrollo del Sector Formal regionales, en adición, buscaba instaurar una política sobre acumulación de sus propios recursos, esto para su proyecto futuro. Es en diciembre del año 1996 donde se emite una ley que crea una nueva forma de estructuración dentro del sistema financiero, la cual serviría para ocuparse de sector de las micro y pequeñas empresas: Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Microempresa (EDPYMES). Esta fue una oportunidad insoslayable para poder continuar con el objetivo que se tenía anteriormente.

De esta manera, el 28 de noviembre de 1997, la SBS entrega a Proempresa el permiso para poder empezar sus funciones como EDPYME, seguidamente se crean tres agencias: una en Lima, otra en Arequipa y otra en Ayacucho.

Luego de casi 2 años, se intensifica el aumento de EDPYME Proempresa: empiezan a abrir agencias en tres conos de la capital: norte, sur y este, también en La Libertad, Junín, Apurímac y Huánuco.

Para el año 2012, se consiguió la autorización a EDPYME ProEmpresa para que esta pueda empezar a realizar sus labores como una entidad financiera; es luego de un difícil proceso de calificación, que consigue ser parte de la Bolsa de Valores de Lima,

mérito obtenido debido a los resultados favorables que vino obteniendo hasta ese entonces.

Terminando el 2018, el patrimonio de la Financiera Proempresa ascendió a más de 61 millones de soles, poseyendo accionistas comprometidos e identificados con la finalidad por la que fue creada esta financiera: el desarrollo de los sectores de menores recursos.

4.3 Análisis Normativo

En principio se consideran dispositivos legales del año 2017 vinculados al fenómeno del niño en Lima por cuanto se espera un comportamiento negativo de algunas variables respecto al default, luego se presentan los principales dispositivos normativos principalmente de la SBS que indican los cuidados que las instituciones financieras debían considerar respecto al default, manejo de la cartera morosa y otros, lo cual acentúa la importancia de contar con un modelo como el que se propone en la presente investigación.

En el distrito de Canta, debido a los desastres que fueron causados por el fenómeno del niño, la (PCM, 2017) decidió declarar la ciudad en Emergencia. Esta disposición tuvo como finalidad el poder efectuar los trabajos necesarios para poder responder a los desastres naturales y las pérdidas que se estaban teniendo, así se buscó empezar con las acciones de rehabilitación de la zona. Todo esto por 60 días calendario, dictado a través del DS N° 07-2017. De esta manera se demuestra que la zonas rural queda muy perjudicado y los créditos otorgados en esa zona pueden caer en default, sin embargo no se sabe de qué manera puede afectar las medidas tomadas por el estado de emergencia.

En las zonas de Huarochirí, Barranca, Lima, Huaral, Yauyos, entre otros, debido a los estragos que fueron causados por el fenómeno del niño, la (PCM, 2017) decidió declararlos en Emergencia. Esta disposición también tuvo como finalidad el poder accionar los trabajos requeridos a fin de poder responder a los estragos naturales y las pérdidas que se estaban teniendo, así se buscó empezar con las acciones de rehabilitación

de la zona. Todo esto por 45 días calendario, a través del DS N° 33. Esto genera un impacto negativo por parte de la variable zona, haciendo que zonas principalmente rurales incrementen la probabilidad de caer en default.

Debido a los estragos que sufrió el sector agropecuario a costa del fenómeno del Niño, el (Poder Ejecutivo, 2017) buscó ayudar a estos productores, de forma que podrán tener facilidades en el ámbito financiero para obtener un refinanciamiento de las obligaciones que tenían que provenían de los créditos que solicitaron con carácter de su sector. Para esto, se designó a entidades financieras que lograran llegar a las zonas que se han visto afectadas y declaradas en emergencia, a través del DU N° 07-2017. Esto generaría una facilidad de pago para los créditos de dicho sector, haciéndolo no tan riesgoso con respecto a otros sectores; sin embargo, los créditos otorgados en dicha zona igual tendrían una alta probabilidad de caer en default dependiendo de la magnitud de los daños causados.

El DU N° 08-2017 se emitió con el propósito de complementar a los anteriores. El (Poder Ejecutivo, 2017) buscó realizar gestiones de índole extraordinaria en el ámbito financiero y también económico, a fin de poder responder a las emergencias que se suscitan por las emergencias a causa de los estragos naturales en las zonas de Emergencia. También busca levantar el financiamiento de las MYPE que están en dichos lugares vulnerables, así como activar nuevamente la producción de las MYPE. Esto genera un impacto negativo en la variable zona, haciendo que los créditos otorgados en las zonas afectadas posean una menor calificación y tengan mayor posibilidad de incumplir el pago.

Es mediante la RM N° 434 (Ministerio de Economía y Finanzas, 2016) que se creó un fondo de respaldo destinado a las PYME, el cual fue hecho para la promoción de la exportación. Consistía en cubrir préstamos para exportar que eran dados por las instituciones financieras en Perú. Dicho fondo es administrado por COFIDE. En esta Resolución se suspendió por ciento veinte días el cobro de las deudas por parte de las instituciones financieras peruanas. De esta manera se incentiva el sector producción generando un impacto negativo de dicha variable en la probabilidad de default.

El Oficio Múltiple N° 10250 menciona que al deudor del sector minorista se le considerará que no cumple si es que se retrasa en sus pagos, esto luego de haberse

efectuado el cambio de los términos contractuales de este Oficio. Dichos términos, según detalla la (SBS, 2017), deben ser considerados como refinanciamientos. Esto podría hacer que mejore la calificación interna de dichos deudores, generando así una disminución de la probabilidad de que incumplan el pago.

Las empresas que están fiscalizadas por la SBS han visto modificado el capital que deben tener, por lo que desde abril hasta junio del presente año el mínimo, según la (SBS, 2017), a través del Circular G-192, dicho capital será de S/ 13,450,536. Cuanto más confianza haya por parte de los clientes hacia la financiera, menor es la probabilidad de que retiren sus fondos ahorrados por parte de los ahorradores, por otro lado, genera más oferta de sus activos para personas que necesitan financiarse y por lo general, de clientes con buena clasificación crediticia, logrando así que disminuya la probabilidad de default.

Las empresas financieras, según la (Poder Ejecutivo, 2017) detentan la autonomía de instaurar las comisiones que recauden por las operaciones, ya sean activas o pasivas, así como los servicios que ofrezca, exceptuando las tasas de interés, ya que estas se encuentran fijadas por el BCRP. Esto corresponderá ser conocido por los ciudadanos, según expide el Decreto Legislativo N° 1321. De esta manera, las tasas de interés también se pueden ver reducidas en cierto grado, lo cual haría más accesible el pago de las obligaciones financieras, pudiendo causar una disminución en la posibilidad de incumplir los pagos.

La Resolución Ministerial N° 202 (Ministerio de Economía y Finanzas, 2017) busca poder financiar el capital de trabajo a través del Fortalecimiento Productivo de las Medianas y Pequeñas Empresas, incluyendo en esta resolución que el plazo de este préstamo no excederá los doce meses y si la persona que adquirió el préstamo está en una zona afectada por la Emergencia Nacional, entonces tendrá tres meses adicionales incluyendo intereses. De esta manera se espera un incremento del sector producción y así un impacto negativo de este en la probabilidad de incumplimiento. (Véase Anexo N° 3)

4.4 Análisis de expertos

Entre las opiniones de expertos que acentúan la importancia del modelo y de sus variables de estudio podemos mencionar los siguientes:

Valencia (2011), mencionó que las instituciones financieras están dictando políticas internas a fin de poder privar de operaciones de crédito a las microempresas y personas que posean créditos con otras entidades financieras. Asimismo, la SBS colabora para que las instituciones financieras tomen precauciones acerca del sobreendeudamiento. Existe un menor riesgo de sobreendeudamiento con las entidades microfinancieras que operan en mercados donde no siempre están todas las instituciones crediticias, pero es más posible el sobreendeudamiento en los mercados con mayor afluencia de oferta de créditos. Esto se debe a que los prestatarios trabajan al final con 4 o 5 instituciones financieras, lo cual no es recomendable. Cabe mencionar esos mercados se encuentran en las zonas urbanas. Esta afirmación nos lleva a inferir que en las zonas urbanas hay más problemas de sobreendeudamiento, lo cual aumenta la probabilidad de incumplimiento de clientes en dicha zona. El autor pues reconoce la importancia de la variable zona y cantidad de empresas.

Marthans (2014), mencionó que la competitividad que existe entre entidades financieras hace que estas se expandan en otras regiones, pero este crecimiento, de ser excesivo y poco ordenado, conllevaría a una sobreexposición de créditos, lo cual hará que aumente la probabilidad de incumplimiento de clientes. El autor pues reconoce la importancia de la variable sobreendeudamiento.

Bastante (2017), mencionó que los riesgos de una microfinanciera están estrictamente ligados al tipo de negocio de esta misma, es por ello que se debe tener en cuenta el tipo de industria financiera en la que opera el mercado local para determinar su perfil de riesgo, según el cual se tendrán las coberturas específicas para cada rubro. El autor pues reconoce la importancia de la variable sector económico (producción, servicio).

Haggott (2017), comentó que aunque existan, en las entidades financieras, herramientas de evaluación crediticia y controles de riesgo, recomienda que haya

rigurosidad en ellas y que se desarrollen esfuerzos para una buena educación financiera. El autor pues reconoce la importancia de la variable calificación interna.

Insoll (2017), dijo que quienes enfrentan mayores retos en los sectores son los emisores de mercados emergentes, pero es una propensión global porque el curso de perspectiva es negativo también para antes de los mercados desarrollados en casi todos los sectores. Por otro lado, quienes están listas para verse beneficiadas por el crecimiento de las tasas, son las instituciones financieras; lo que permitiría un amplio margen de interés neto. Esto hace referencia a una mayor tasa de interés cobrada por las entidades financieras lo cual contribuiría a un aumento en el default de clientes. El autor pues reconoce la importancia de las variables calificación interna, calificación SBS y tasa de interés.

Willstatter (2017), afirmó que los problemas económicos, sumado a que se utilice más de dos tarjetas de crédito, hacen que, en las personas naturales, se deteriore la calidad crediticia. Siendo que en el 2016, los créditos bajo categoría normal crecieron en 1%, los que crecieron 4% fueron los créditos con problemas potenciales y quienes crecieron en un 8% fueron los créditos bajo la categoría deficiente. Los créditos de la categoría Pérdida ascendieron a un 24% y los de la categoría Dudoso ascendieron en un 7%. El autor pues reconoce la importancia de la variable cantidad de empresas y clasificación sbs.

Vera (2017), sostuvo que mientras que los niveles de deuda aumentaban entre julio del 2016 y 2017, los créditos bancarios también crecían en 2.23%. Cada vez que se accede el acceso de crédito al público, el sistema financiero puede avanzar, esto solo si el público posee un historial sin deudas, pero existe una preocupación por el monto otorgado. Sobre los tipos de mora que más han aumentado son: la cobranza judicial con 11.25% y el refinanciamiento con 25.06%, hay un 18.63% de deuda vigente y 11.77% de deudas que están vencidas. El autor pues reconoce la importancia de la variable rango de monto.

Asimismo, Vera (2017), menciona que el hecho de que la morosidad haya estado creciendo cada vez más desde el 2014 se debe a que la educación financiera es nula en Perú, esto se justifica con que el ingreso extra que se percibe por Fiestas Patrias no es utilizado para pagar las deudas, sino para hacer compras u otras actividades que no tienen

que ver con solucionar la situación financiera de cada uno. El autor pues reconoce la importancia de la variable rango de morosidad.

Trivelli (2017), mencionó que de los jóvenes entre 18 y 25 años, el 34% posee una cuenta en el sistema financiero, siendo el 17% de área rurales y 37% de zonas urbanas; acceden mediante una conectividad digital porque es la forma más fácil. De esta manera, la zona urbana accedió en un 80% a internet en este último mes y en el área rural, un 35%. A través de un celular fue un 67% en la zona urbana y en la rural, 45%. Esto hace referencia a que en las zonas urbanas hay más préstamos efectuados por entidades financieras, lo cual puede incrementar la probabilidad de incumplimiento en esta zona. El autor pues reconoce la importancia de la variable zona.

Vera (2017), afirmó que las mujeres y los hombres tienen, aproximadamente, un igual nivel de deuda; siendo falso expresar que las mujeres derrochan más el dinero que los hombres, ya que la deuda en porcentaje es de 34.25% para ellas y 34.81% para ellos. Esto muestra que los hombres son los que tienen mayor probabilidad de incumplimiento. El autor pues reconoce la importancia de la variable sexo.

Peñaranda (2017), indica que para llegar a tener una gran reducción del costo crediticio y que se vea reflejada en menores tasas activas, se necesita fomentar una mayor competencia con las entidades y unas mejoras sustanciales en la gestión de empresas que quieren acceder al crédito. Tal como las IMF, que dejan que las personas con poco recursos económicos logren hacer proyectos, las grandes tasas de interés que les cobran pueden hacer que decidan realizar proyectos más riesgosos y que sean más rentables, a fin de tener excedentes después de pagar el préstamo. Por lo que menciona que es un problema, ya que mientras más rentabilidad se desee conseguir, el proyecto tendrá un grado de riesgo más elevado, con lo que la posibilidad de fracaso aumenta. El autor pues reconoce la importancia de la variable tasa de interés.

Cáceres (2018), mencionó que la razón por la que las Mypes deudoras poseen créditos hasta con 6 entidades financieras, es porque la inserción financiera en esta clase de prestatarios toma un poco más de tiempo y por ende, se financia a los clientes ya existentes. También mencionó que los clientes que tienen deuda microempresa, a su vez, presentaron deudas en más productos financieros. Finalmente recomienda que los clientes MYPES detenten deudas hasta con 3 entidades financieras y añadió que el hecho de

poseer préstamos con más entidades financieras no significa que haya un sobreendeudamiento por parte de los prestatarios. El autor pues reconoce la importancia de la variable cantidad de empresas.

Cáceres (2018), mencionó que en el primer trimestre del año 2017, se advierte una reducción significativa del saldo deudor, aclarando que en tres grandes entidades bancarias disminuyó la cartera hipotecaria en 1% cada una de ellas, lo que se encuentra reflejado en el stock del saldo deudor del mercado. Después reconoce un aumento del saldo deudor desde el mes de mayo, especialmente debido a la demanda en consumo. Esto hace referencia a que puede haber un incremento de morosidad por parte del sector consumo, sector que las financieras poseen en gran cantidad. El autor pues reconoce la importancia de la variable sector económico.

Morisaki (2018), menciona que el aumento en la mora en créditos se debió al dinamismo minoritario que poseyó la economía en Perú el año 2017, ligado a los resultados bajos con respecto a la creación de trabajo formal. Sin embargo, la buena gestión de riesgos de las entidades financieras impidieron un incremento significativo de la morosidad. El autor pues reconoce la importancia de la variable calificación interna.

Odar (2018), menciona que el aumento de la morosidad ocurre en un momento de moderado crecimiento económico, el cual impacta a la producción de empleo y el cumplir pagos. Si bien la economía va a crecer más que en el 2017, es necesario tener en consideración que se notará impulsada por los sectores primarios, es con eso que el esparcimiento no significará precisamente una mejora en el cumplimiento de pagos. El autor pues reconoce la importancia de la variable sector producción.

Marthans (2018), explica que la manera más óptima para disminuir la morosidad se debe a dos elementos: que se disminuya el ruido político, el cual puede quitarle capacidad de crecer a la actividad y el que el precio de los commodities continúe beneficiando a la economía del país. El autor pues reconoce la importancia de la variable sector económico.

Piqué (2019), comenta que en el año 2018 las mujeres obtuvieron hasta un 52% de los subsidios y créditos dados por los programas de vivienda que posee el estado peruano. Esto evidencia que las mujeres están obteniendo, cada vez, más campo en el rubro de compras de viviendas, consolidando el rol que tiene la mujer sobre la toma de

decisiones y desarrollo de la economía. Esto podría influir en una mayor probabilidad de incumplimiento por parte de las mujeres al tener más préstamos, mas no necesariamente. El autor pues reconoce la importancia de la variable sexo.

Ruiz Caro (2019), mencionó en la ceremonia de inauguración del Seminario Internacional de Microfinanzas Huancayo 2019 que, como mejores clientes, las mujeres superan a los hombres, ya que no solo sostienen a sus familias, sino al país. El autor pues reconoce la importancia de la variable sexo.

Spangenberg (2019), explica que algunas financieras, por competir, incluso llegan a ofrecer y forzar a sus clientes para que accedan a créditos que no necesitan, lo que desencadena un sobreendeudamiento, es decir, que mantengan deuda con muchas entidades a la vez, la cual es una variable tomada en nuestro modelo que explica el aumento de probabilidad de default. El autor pues reconoce la importancia de la variable cantidad de empresas.

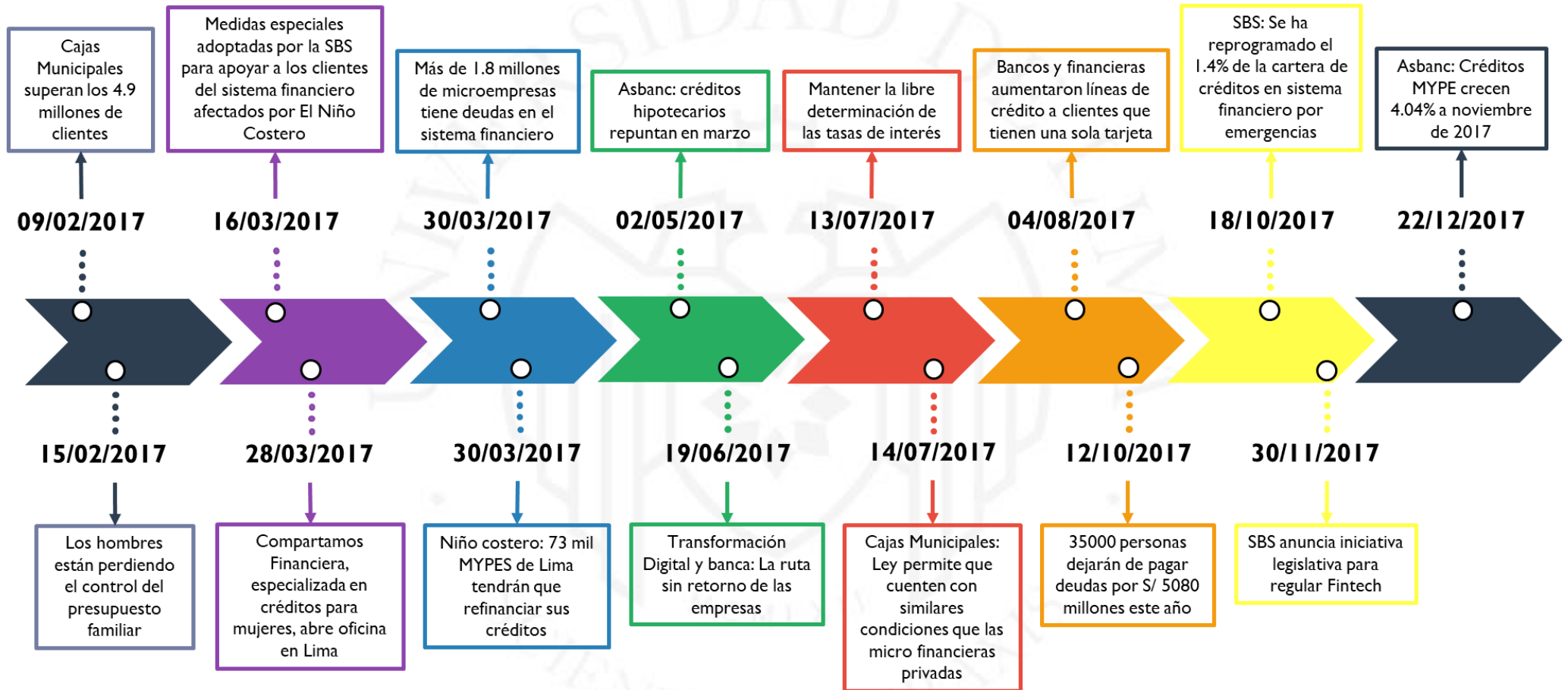
Delgado (2020), mencionó que los sectores de servicios y la manufactura son los sectores que necesitan mayor financiamiento. Esto genera bastante competencia y hace que las tasas de interés bajen, pero a su vez trae consigo un ligero incremento de la tasa de morosidad del 7%, por lo que se debe mejorar el tema de contención. Esta afirmación nos hace ver que el sector servicios puede influir de manera positiva en la probabilidad de incumplimiento, incrementando dicha probabilidad. El autor pues reconoce la importancia de la variable sector servicios y tasa de interés. (Véase Anexo N° 4)

4.5 Análisis de los principales acontecimientos

En la Matriz de principales acontecimientos se aprecia la evolución de los grandes acontecimientos en el sistema financiero que han tenido un gran impacto. (Véase Anexo N° 5)

A continuación se muestra una línea de tiempo de dichos acontecimientos:

Figura 4.3
Línea de tiempo



Elaboración propia

Solis (2017) indica que en el mes de noviembre de 2016, las CMAC consiguieron los 32,809 puntos de atención en todo el Perú, los necesarios para lograr ser las instituciones de microfinanzas con más proximidad a la gente. Esta preferencia por las personas hacia las cajas hace que se genere mayor competencia en el rubro de microcréditos; haciendo, a su vez, que las financieras sean más competitivas y que al querer captar más clientes, puedan otorgar colocaciones a clientes potencialmente morosos, lo cual implica un deterioro de la cartera de la financiera.

Hitzenko (2017) señala que mientras que los hombres poseen más posibilidades de controlar temas como el ahorro y la inversión, actualmente son las mujeres quienes poseen mayor probabilidad de ver aspectos de las finanzas familiares, tales como las compras diarias y el pago de cuentas. Esto genera que las mujeres tengan mayor posibilidad de solicitar créditos o abrir cuentas, incluso en mayor magnitud que los hombres; lo cual, por un tema de cantidad de colocaciones otorgadas por género, hace más probable que las mujeres lleguen a incumplir los pagos con las entidades financieras.

La SBS (2017), a través de Oficio Múltiple N°10250-2017, le concedió facultades a las empresas del sector financiero para reprogramar de forma unilateral los créditos del sector minorista que hayan sido dados a los deudores que estén en localidades declaradas en emergencia, sin requerir que el cliente esté conforme y sin que esto sea un menoscabo en su calidad crediticia. Los desastres naturales tienen un fuerte impacto en los créditos otorgados en las zonas afectadas y generan un potencial incumplimiento. La medida optada por la SBS para reprogramar créditos mitiga el riesgo en cierta forma, pero a su vez implica mayores costos para las entidades financieras.

Guerra (2017) refiere que Compartamos Financiera seguirá expandiendo sus servicios con un plan de apertura de canales virtuales y agencias, enfocándose en el sector D/E (mujeres, microempresarios, emprendedores) con la finalidad de poder llegar a los 500,000 clientes en el 2017. Los créditos grupales son la principal estrategia para crecer. Con esto se genera una mayor competitividad en las demás financieras, las cuales tienen más probabilidades de otorgar créditos a clientes de sexo femenino que caigan en default.

Cáceres (2017) señala que hay más de 1 800 000 de microempresas que tienen un saldo deudor de 10,616 millones de soles hasta febrero de 2017. Los hombres se endeudan menos que las mujeres (46.7% y 53.3% respectivamente). Las cajas municipales y

financieras esperan una colaboración del 55.7% en el saldo deudor que tienen las microfinancieras, con respecto de todo el sistema financiero en general. Esto muestra una mayor probabilidad de que los créditos que caigan en default sean créditos otorgados a personas de sexo femenino.

Cáceres (2017) menciona que de las zonas afectadas a causa del Niño Costero, solo en Lima Metropolitana el total de MYPES que hay es de 497,506 (esto abarca entre micro y pequeñas empresas). Este suceso hace que aumente la probabilidad de default en empresas del sector producción, cuyo sector es el más afectado por el fenómeno del niño.

ASBANC (2017) hizo mención que en el sector privado, los créditos hipotecarios que fueron dados por la banca sumaron a 38,820 millones de soles y frente a marzo de 2016, creció un 4.64%. Los créditos hipotecarios son menos riesgosos y por lo tanto una cartera compuesta por créditos de menor riesgo hace que mejore su calidad y reduzca posibilidad de incumplimiento.

Garibay (2017) refiere que la banca del sector corporativo ya está realizando e incrementando la transformación digital. La mediana banca se encuentra a la mitad, mientras que la banca más pequeña (micro financieras, cajas), aún está muy lenta. Una transformación en la zona urbana se traduce en una aplicación, sin embargo en la zona rural lo es un agente. Mientras la financiera no aplique nuevos cambios tecnológicos, estará en desventaja respecto a las demás entidades y su cartera se puede ver afectada.

El BCR (2017) pactó en la sesión de Directorio reducir las tasas de interés de: las operaciones pasivas y activas y la de referencia de la política monetaria, está a 3.75 por ciento. Esto hace que la financiera reduzca sus tasas, haciendo posible un impacto positivo en sus colocaciones y permitiendo más facilidad en los pagos realizados por los clientes.

Según la SBS (2017), la Ley que modifica y fortalece el funcionamiento de las CMAC fue promulgada para poder actualizar el marco legal especial, así las CMAC serán similares en mecanismos y soluciones a los de las micro financieras del sector privado, para poder adecuarse a un nuevo entorno económico en el cual la innovación y la competencia son primordiales. Dicho suceso genera mayor competitividad entre las entidades encargadas de otorgar microcréditos y un posible impacto negativo como resultado de dicho escenario de competencia.

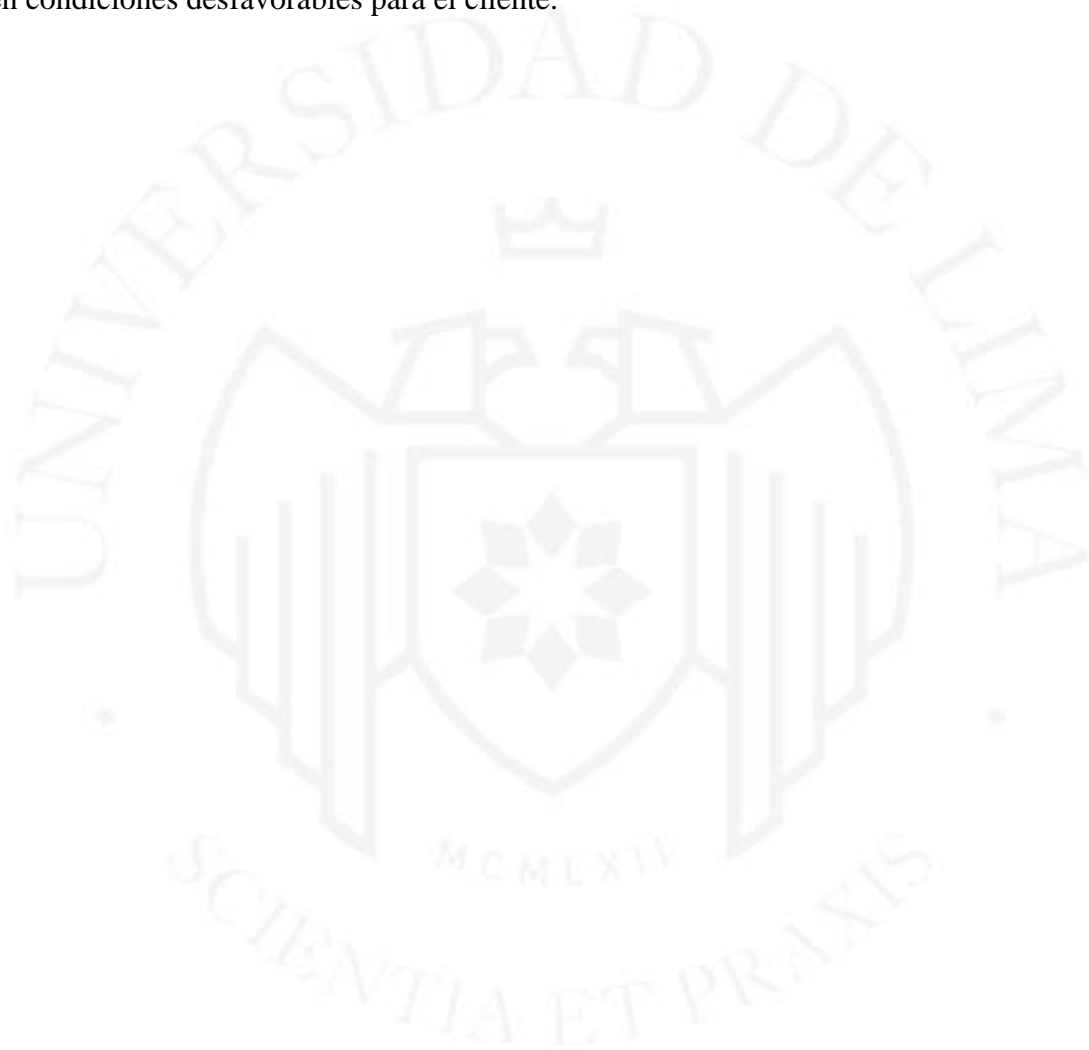
Cáceres (2017) indica que desde hace doce meses, las entidades financieras han precisado su puntería en la gente que tiene una sola tarjeta de crédito dándoles mayor deuda a diferencia de las que poseen más de un producto dentro del sector financiero, fue lo que anunció la central de riesgo “Sentinel”. Asimismo, la SBS indicó que ha ascendido en el último mes de junio, con relación a dicho mes en el año pasado, la morosidad que tienen las tarjetas de crédito de consumo de la banca y las financieras. Esto hace que los créditos otorgados sean, en su mayoría, a personas con un posible menor nivel de sobreendeudamiento, siendo de gran beneficio para las entidades microfinancieras.

Roncal (2017) menciona que la producción del empleo y los ingresos familiares se han visto dañados por la baja actividad que registra la economía en el Perú, es por lo cual que el número de deudores que tuvo inconvenientes para efectuar sus obligaciones creció. El portafolio de créditos en el sector financiero ha crecido en 29,350 millones de soles desde el 2010. Las cajas municipales y/o rurales son las que le dan crédito a usuarios ya endeudados, mientras que los grandes bancos no. Al dar créditos a personas que ya tienen otras deudas, las entidades microfinancieras en general adquieren una cartera de clientes con una mayor probabilidad de caer en default.

Heysen (2017), jefa de la SBS, mencionó que entre los meses de enero y agosto del 2017 se ha replanteado el 1.4 por ciento del portafolio de créditos dados por el sector financiero a causa de los pérdidas naturales ocasionadas por el fenómeno del niño. Se admitieron oficios múltiples que permitieron la reprogramación masiva de los créditos en las zonas declaradas en emergencia. Dicha reprogramación genera facilidades de pago para los clientes cuyos negocios han sido impactados por el fenómeno del niño, disminuyendo así la probabilidad de que puedan caer en default.

Medina (2017) hizo mención en que el proyecto de ley trata de aumentar el nivel de competitividad del Perú a fin de tener un aumento económico que otorgue trabajos óptimos y añada de manera exitosa al país en la economía global. Asimismo, la iniciativa se compromete en realizar la promoción y el logro de la formalización de las actividades y relaciones económicas en todos los niveles. Las nuevas tecnologías entran a competir en una mayor magnitud. La competencia conduce a la entidad a propagar préstamos sin mucho cuidado, haciendo que la calidad crediticia disminuya.

ASBANC (2017) indica que en noviembre, los créditos otorgados a las MYPES, a comparación con noviembre del año pasado, lograron crecer un aproximado cuatro por ciento más. El aumento de créditos MYPE posee un efecto positivo en la rentabilidad de financieras, sin embargo, está sujeto también a la calidad de dichos créditos, los cuales de no ser buenos y tener un muy alto riesgo, también comprometen una mayor cantidad de provisiones, lo cual afecta negativamente a la rentabilidad. De la misma manera, las ser mayor el monto prestado, también es más probable se llegue a incumplir dicho crédito en condiciones desfavorables para el cliente.



CAPÍTULO V: ANÁLISIS DE RESULTADOS

5.1 Resumen ejecutivo de resultados

Se mostrarán los resultados del modelo propuesto con las respectivas variables a emplear, demostrando así que el modelo logístico propuesto es una herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa, tal y como lo indica la hipótesis general de la investigación.

En cuanto a las hipótesis específicas, se concluye que éstas también se cumplen mediante la corrida del modelo. En primer lugar, se concluye que el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa es significativo.

En segundo lugar, se concluye que las variables características del cliente sexo y zona son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para analizar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.

En tercer lugar, se concluye que las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.

En cuarto lugar, se concluye que las variables financieras tasa de interés, rango de morosidad y rango de monto son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.

Finalmente, se concluye que las variables características del crédito calificación interna, calificación SBS y situación del préstamo son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.

5.2 Resultado de las pruebas preliminares y tratamiento de la data

Para limpiar la data se ha agrupado en variables dicotómicas todas aquellas variables categóricas que poseían más de dos categorías para poder correr el modelo logístico:

- ▶ **Y(Default)** 0: No cae en default 1: Cae en default
- ▶ **Sexo** 0: Masculino 1: Femenino
- ▶ **Sector Producción** 0: Sector Producción 1: Otros sectores
- ▶ **Sector Servicio** 0: Sector Servicio 1: Otros sectores
- ▶ **Tasa de interés** Posee un valor en porcentaje según cada crédito
- ▶ **Calificación SBS** 0: Normal y CPP 1: Deficiente, Dudoso y Pérdida
- ▶ **Rango de monto** 0: <0-10000] 1: <10000-a más]
- ▶ **Rango de morosidad** 0: Hasta 12 meses 1: Más de 12 meses
- ▶ **Zona** 0: Urbano 1: No Urbano (Periurbano, Rural)
- ▶ **Situación** 0: Vigente 1: Vencido
- ▶ **Calificación interna** 0: Nuevo, Preferencial A, Preferencial B, Preferente, Premium 1: Premium B, Premium C, Premium único, Recurrente
- ▶ **Cantidad de empresas** 1: Solo Proempresa 2: Con 1 entidad más 3: Con 2 más 4: Con 3 más, 5: Con 4 más 6: Con 5 más 7: Con 6 más 8: Con 7 más 9: Con 8 más 10: Con 9 más.

5.3 Resultado de las pruebas estadísticas y/o econométricas

A continuación se mostrarán los resultados del modelo propuesto con las respectivas variables a emplear, demostrando así que el modelo propuesto es significativo.

Como se puede observar en el Anexo 6, al dar un vistazo a la prueba de razón de verosimilitudes, también llamada prueba chi-cuadrado, la cual como menciona Wooldridge (2009), usa un estadístico de razón de verosimilitud igual a dos veces la diferencia de la log-verosimilitud del modelo restringido con la log-verosimilitud del modelo sin restricción, la cual nos demuestra la significancia global del modelo para el uso de estimación de máxima verosimilitud como es el caso del modelo logit, esto hace que cuando usamos un procedimiento por pasos, podemos usar pruebas de chi cuadrado para averiguar si agregando uno o más predictores mejoramos significativamente el ajuste de nuestro modelo. El resultado nos da una $Prob > \chi^2$ igual a 0, lo cual nos demuestra que el modelo es significativo globalmente. Esto quiere decir que las variables del modelo son significativas conjuntamente.

En cuanto a las hipótesis específicas, se indica que las variables características del cliente sexo y zona, las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas, las variables financieras rango de morosidad, tasa de interés y rango de monto, y las variables características del crédito calificación Interna, calificación SBS y situación del préstamo, son significativas para el modelo propuesto y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.

Como se puede observar en el Anexo 6, las variables características del cliente sexo y zona poseen un p-valor de 0.014 y 0.004 respectivamente, es decir que ambas variables son significativas hasta en un nivel de 5%. Es así que se demuestra que la primera hipótesis específica es correcta. En cuanto a las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas, podemos observar que tienen un p-valor de 0.005, 0.037 y 0 respectivamente, es decir que son significativas hasta un nivel de 5%. Esto demuestra que la segunda hipótesis específica se cumple, ya que se cumple la significancia de todas las variables en el modelo. Así mismo, se puede observar en la corrida del modelo que las variables tasa de interés posee un p-valor de 0, la variable rango de morosidad, un p-valor de 0 y la variable rango de monto, un p-valor de 0.002, es decir que las tres variables financieras son significativas para el modelo hasta en 1%.

De esta manera se demuestra que la tercera hipótesis específica es correcta, que las variables financieras escogidas son bastante importantes en nuestro modelo y que es necesaria incluirlas en modelos de este tipo. Del mismo modo, en la corrida del modelo se observa que las tres variables características del crédito calificación interna, calificación SBS y situación del préstamo, poseen un p-valor de 0, es decir que son significativas hasta un nivel de 1%. Así se demuestra que la cuarta hipótesis específica se cumple, siendo las variables características del cliente escogidas, totalmente significativas para el modelo y se deben considerar en modelos como esta porque ayudan a explicar de manera correcta la probabilidad de incumplimiento de pago del crédito.

La hipótesis general de la investigación es que el modelo logístico propuesto es significativo y sirve como herramienta útil para estimar con mayor eficacia la probabilidad de default en el caso de la financiera Proempresa. Luego de haber demostrado que el modelo logístico propuesto es significativo y que las variables características del cliente, las variables de impacto, las variables financieras y las variables características del crédito empleadas son significativas para el modelo, podemos decir que el modelo logístico es una herramienta útil para estimar con mayor eficacia la probabilidad de default en el caso de la financiera Proempresa. Así se demuestra que se cumple la hipótesis general.

Mediante el uso de la herramienta informática STATA, se corre el modelo con la variable Y (probabilidad de default) y las variables sexo, sector producción, sector servicio, tasa de interés, calificación interna, calificación de la superintendencia bancaria, zona, situación, rango de monto, rango morosidad, cantidad de empresas, las cuales la explican y mediante la utilización de la data con un número de 34492 observaciones.

En los resultados encontramos que se cumple la significancia del modelo, ya que al ser un modelo logit, nos fijamos en que el valor del chi cuadrado sea de 0,000, tal como lo demuestra el modelo.

Además se observa un efecto negativo en la constante y en las variables Sexo, sector producción, zona y situación del crédito, por otro lado observamos un impacto positivo por parte de las variables sector servicio, tasa de interés, calificación interna, calificación de la superintendencia bancaria, rango de monto, rango morosidad y cantidad de empresas. Respecto a la variable sexo, al haber más hombres que piden préstamos se

esperaba una relación negativa, ya que si el cliente es de sexo masculino toma el valor de 0 y si es de sexo femenino, el valor de 1. El signo de la variable es definido por el signo que tome el valor de 1, por ello, el que la variable sexo sea negativa implica que si el cliente es de sexo femenino, disminuye la probabilidad de default. En cuanto a la variable sector producción, se esperaba una relación negativa con la posibilidad de default. Al tomar el valor de 0 si el crédito pertenece al sector producción y 1 si pertenece a otros sectores, el que la variable sector producción sea negativa implica que si el crédito del cliente pertenece a un sector distinto al de producción, disminuye la posibilidad de que el cliente no pague, por el contrario, si pertenece al sector producción, aumenta la probabilidad de default. Este resultado concuerda con sucesos ocurridos el 2017, en donde el sector producción se ve bastante afectado. En cuanto a la variable sector servicio, al tomar el valor de 0 si el crédito pertenece al sector servicios y 1 si pertenece a otros sectores, el que la variable sector servicio sea positiva implica que si el crédito del cliente pertenece a un sector distinto al de servicio, aumenta la posibilidad de que el cliente no pague, por el contrario, si pertenece al sector servicio, disminuye la probabilidad de default. Se esperaba una relación negativa con la posibilidad de default debido a que en el año 2017, el sector servicio ha incrementado su demanda, lo cual genera bastante competencia por parte de las entidades financieras, esto hace que haya un incremento de posibles créditos que caigan en default; sin embargo, los resultados econométricos demuestran el efecto contrario. En cuanto a la variable tasa de interés, se esperaba que la variable posea signo positivo, ya que esta variable toma el valor de la tasa de interés cobrada a cada crédito, por lo que a mayor tasa de interés, mayor es la probabilidad de caer en default. Se esperaba que la variable calificación interna posea signo positivo, ya que toma el valor de 0 cuando el crédito tiene es calificado como nuevo, preferencial A, preferencial B, Preferente y Premium, y mantiene el valor de 1 cuando el crédito mantiene la calificación de Premium B, Premium C, Premium único, Recurrente. En otras palabras, con una menor calificación, incrementa la posibilidad de caer en default. Así mismo, se esperaba que esta variable calificación SBS posea signo positivo, ya que toma el valor de 0 cuando el crédito tiene es calificado como normal y con problema potenciales (CPP), y posee el valor de 1 cuando el crédito mantiene la calificación de deficiente, dudoso y pérdida. En otras palabras, con una menor calificación, aumente la posibilidad de incumplir el pago. En cuanto a la variable zona, se esperaba que la variable tenga un signo negativo ya que esta toma el valor de 0 cuando el cliente es de zona urbana, y el valor de 1 si el cliente pertenece a una zona no urbana (periurbana o rural). Esto quiere decir que

cuánto más alejado se encuentre el cliente del centro de la ciudad, mayor es la posibilidad del default. También se esperaba que la variable situación tenga signo negativo, ya que a mejor situación, menor probabilidad de caer en default. Se esperaba que la variable rango de monto tenga signo positivo ya que toma el valor de 0 si el crédito es de un monto que va desde 0 a 10000 soles , y el valor de 1 si el crédito es de un monto superior a 10000 soles. Esto quiere decir que a mayor monto de desembolso, mayor probabilidad del default. En cuanto a la variable rango de morosidad, se esperaba que la variable tenga signo positivo, ya que toma el valor de 0 cuando el crédito tiene un nivel de atraso de hasta 12 meses, y el valor de 1 si el crédito tiene un período de atraso superior a 12 meses. Esto quiere decir que a mayor número de días de morosidad, mayor la probabilidad de caer en default. Se esperaba que la variable cantidad de empresas tenga un signo positivo ya que a mayor cantidad de empresas con las que el cliente mantiene una deuda, mayor la probabilidad de caer en default. De esta manera se muestra que todas las variables, excepto la variable sector servicios, poseen el mismo signo que el esperado.

Así mismo, observamos que todas las variables son significativas hasta en un nivel de 0.01 exceptuando las variables sexo y sector producción que son significativas a un nivel de significancia de 0.05. Por último, la variable sector servicio es la que mayor prima en la región de Lima, de esta manera, el sector servicio es el sector de mayor significancia en el modelo. Aún así, la variable sector producción afecta de manera conjunta a los resultados del mismo. De esta manera, podemos concluir que las variables tasa de interés, calificación interna, calificación SBS, situación, rango de morosidad y cantidad de empresas con las que el cliente mantiene deuda son las más significativas del modelo con un p-valor de 0, seguida de la variable rango de monto con un p-valor de 0.002, luego la variable zona con un p-valor de 0.004, después la variable sector servicio con un p-valor de 0.005, siendo todas estas variables significativas hasta en un nivel de 1%. Luego siguen las variables sexo con un p-valor de 0.014 y finalmente la variable sector producción con un p-valor de 0.037, siendo de esta manera significativas hasta un nivel de 5%.

Para probar que los resultados observados son correctos, se comparan los resultados del modelo logístico con los resultados del modelo probit, el cual nos debe mostrar mismo signo en las variables y estas deben ser igualmente significativas en el modelo. Como se muestran los resultados del anexo 7, todas las variables muestran casi el

mismo valor de significancia (p-valor), por lo que podemos concluir que el modelo muestra correctamente los niveles de significancia obtenidos.

Al ser un modelo logístico, solo podemos tomar en cuenta la significancia de las variables y el signo de cada una de ellas, mas no en cuánto impacta cada variable en la variable endógena. Para ello es necesario realizar la prueba de efectos marginales con el comando margins, dx dy.

Los resultados de aplicar esta prueba, tal como se muestran en el anexo 8, nos muestra que la posibilidad de default disminuye en 0.0069 si es que el cliente es de sexo femenino, disminuye en 0.0094 si el crédito se da en zona no urbana, disminuye en 0.0086 si el crédito se da en un sector económico distinto al de producción y disminuye en 0.1182 si el crédito posee una situación de vencimiento. Por otro lado, observamos que la probabilidad de default aumenta en 0.0087 si el crédito se da en un sector económico distinto al de servicios, aumenta en 0.0310 cuanto mayor sea la tasa de interés, aumenta en 0.0381 si la calificación interna es menor a nuevo, preferencial A, preferencial B, preferente o premium, en 0.0764 si la calificación de la superintendencia es deficiente, dudoso o pérdida, en 0.0133 si el rango del monto es mayor, a 10 000 soles, en 0.0199 si el rango del atraso es mayor a 12 meses y en 0.0133 si el cliente está sujeto a crédito con una mayor cantidad de entidades financieras, es decir, cuando mayor sea su nivel de sobreendeudamiento.

5.4 Análisis utilizando el capítulo: Análisis sectorial, normativo y de expertos

La opinión de varios especialistas han sido de suma utilidad puesto que los resultados de la investigación son reforzados o contradichos por las opiniones de los expertos que mencionaré a continuación:

En primer lugar, Vera (2017) y Ruiz Caro (2019), mencionan que las mujeres son menos probables de caer en default al igual que lo demuestran los resultados de la investigación. En contraste, Piqué (2018), menciona que las mujeres son más propensas a caer en default ya que ellas obtienen mayor cantidad de préstamos en el sistema financiero que los hombres, lo cual puede incurrir en mayor cantidad de préstamos riesgosos que al final terminen en incumplimiento.

En segundo lugar, Vera (2017) y Cáceres (2017), mencionan que al ser un gran monto del crédito prestado, incrementa la probabilidad de que dicho crédito llegue a caer en default.

En tercer lugar, Peñaranda (2017), menciona que mientras mayor sea la tasa de interés cobrada, hay una mayor probabilidad de que el cliente incumpla el pago, reforzando así el resultado de la investigación. Por el contrario, Delgado (2020) e Insoll (2017), postulan el efecto contrario, ya que mencionan que las tasas de interés bajan conforme aumenta la competencia de las entidades financieras por captar clientes, pero traen consigo mayores créditos riesgosos que pueden terminar en default.

En cuarto lugar, Valencia (2012), Marthans (2017), Willstatter (2017) y Spangenberg (2019), mencionan al igual que los resultados de la investigación, que la cantidad de empresas influye de manera positiva en la probabilidad de incumplimiento del pago, de manera que un cliente que posee deuda con varias empresas del sector financiero posee un alto nivel de sobreendeudamiento. En contraste, Cáceres (2017), menciona que las MYPES se financian con varias entidades porque su ciclo de conversión del efectivo es más lenta, es por ello que es usual que mantengan deuda con varias entidades financieras, lo cual no necesariamente implica que estén sobreendeudados, es decir, que no incrementa necesariamente la probabilidad de default.

Haggott (2017), Insoll (2017) y Morisaki (2018), mencionan que a mejor calificación interna, disminuye la probabilidad de default. Además, Insoll (2017) y Willstatter (2017), mencionan que a mayor calificación de la SBS, existe una menor posibilidad de que el cliente llegue a incumplir el pago. De esta manera estos expertos refuerzan los resultados encontrados en la investigación.

Bastante (2017) y Marthans (2018) además mencionan que el sector económico es un factor determinante en la morosidad de los créditos. Sobre esto, Odar (2018), menciona que el sector producción es uno de los más riesgosos, coincidiendo de esta manera con los resultados de la investigación. En cambio, Delgado (2020), postula que el sector servicio tiene bastante demanda, lo cual genera bastante competencia por parte de las entidades financieras, haciendo que haya un incremento de posibles créditos que caigan en default. Esta afirmación difiere de los resultados encontrados en la

investigación en donde observamos que el sector servicios tiene un afecto negativo en la probabilidad de incumplimiento, siendo menos riesgoso que los demás sectores.

Valencia (2012) y Trivelli (2017), mencionan al igual que los resultados de la investigación que los créditos otorgados en zonas urbanas son más propensos a caer en incumplimiento del pago.

Finalmente, Vera (2017), menciona que debido a una falta de educación financiera en el país, las personas que ya mantienen deudas en el sistema financiero, no usan los ingresos extraordinarios que reciben por fiestas patrias para pagar sus deudas, en cambio, compran en mayores cantidades o la gastan en otras actividades. De esta manera se explica que los créditos que tengan más días de atraso seguirán sin ser pagados, lo cual se asemeja al resultado de la investigación conforme a la variable rango de morosidad.

5.5 Análisis comparativo respecto a la Base Teórica y del Estado del Arte

Ha sido útil el uso de los antecedentes por cuanto los resultados de la presente investigación coinciden o se asemejan con la mayoría de los resultados encontrados por los autores y en otros casos no coinciden por cuanto se considera que se trata de estudios realizados en otra realidad, contexto, país o período de estudio. Sin embargo, es el caso señalar que se ha cumplido con el análisis comparativo por cuanto permite apreciar el uso de una herramienta más allá de los resultados.

En primer lugar, los autores Velandia (2013), Salazar (2013), Ormazabal (2014), Vargas, & Mostajo (2014) muestran en sus resultados que la variable sexo es significativa para el modelo logístico y que además hay un impacto negativo de la variable sexo en la posibilidad de no cumplimiento, concluyendo que existe una posibilidad mayor de incumplimiento si el cliente es de género masculino tal como se muestra en esta investigación. Los resultados encontrados en esta investigación coinciden en el signo de la variable sexo con los autores mencionados tal como se muestra en el anexo 1.

En segundo lugar, los autores Sotomayor (2012), Velandia (2013), Pantoja (2016), Karacula (2009), Cabrera, & Bazerque (2010), Narváez, Chávez, & Soriano (2012) muestran que la variable monto de la deuda es estadísticamente significativa y que esta tiene un impacto positivo en la posibilidad de default. Así concluyen que a mayor

monto de la deuda, se espera una mayor probabilidad de que el cliente caiga en incumplimiento al igual que en esta investigación. Los resultados encontrados en esta investigación coinciden en el signo de la variable rango de monto con los autores mencionados tal como se muestra en el anexo 1.

En tercer lugar, los autores Pantoja (2016), Meza (2017), Veloz (2007), Karacula (2009), Cabrera, & Bazerque (2010), Rayo, Lara, & Camino (2010), Salazar (2013), Meza, Reyes, Pérez, & Tajonar (2017) encuentra al igual que en esta investigación, un impacto positivo de la variable tasa de interés en la posibilidad de no cumplimiento y su significancia en el modelo logístico. Así de muestran que a mayor tasa de interés, es más probable que el cliente llegue a incumplir el pago del crédito. Los resultados encontrados en la presente investigación coinciden en el signo de la variable tasa de interés con los autores mencionados tal como se muestra en el anexo 1.

En cuarto lugar, los autores Sotomayor (2012), Zamudio (2007), Yeboah, & Orduro (2018) encuentran significativa la variable cantidad de empresas con las que el cliente mantiene deuda y un impacto positivo de la variable en la probabilidad de default, demostrando que a mayor cantidad de entidades con las que el cliente tiene una deuda, aumenta la probabilidad de que este incumpla el pago del crédito. Los resultados encontrados en esta investigación coinciden en el signo de la variable cantidad de empresas con los autores mencionados tal como se muestra en el anexo 1.

En quinto lugar, los autores Moreno (2013), Velandia (2013), Pantoja (2016), Rayo, Lara, & Camino (2010), Narváez, Chávez, & Soriano (2012), Castro, Perez, & Soto (2017), Fernández, & Pérez (2005) muestran que tanto la variable calificación de la institución reguladora como la variable calificación interna, son significativas en el modelo y muestran un impacto positivo en la posibilidad de default. Así demuestran que a mayor calificación crediticia del cliente, disminuye la posibilidad de que incumplan el pago del crédito. Los resultados encontrados en esta investigación coinciden en el signo de las variables calificación interna y calificación SBS con los autores mencionados tal como se muestra en el anexo 1.

En sexto lugar, Calixto, & Casaverde (2011), Sotomayor (2012), Correa (2016), Pantoja (2016) y Rayo, Lara, & Camino (2010) encuentra significativa la variable morosidad en el modelo logístico y un impacto positivo de esta en la probabilidad de

default. Así demuestran que a mayor número de días de atraso, aumenta la posibilidad de que el cliente no pague del crédito. Los resultados encontrados en esta investigación coinciden en el signo de la variable rango de morosidad con los autores mencionados tal como se muestra en el anexo 1.

Los autores Zamudio (2007) y Salamanca, & Benitez (2018) incluyen en su modelo la variable sector económico y demuestran que la variable es significativa en el modelo al igual que en esta investigación. Los resultados encontrados en la presente investigación coinciden en la significancia de la variable sector económico (producción y servicio) con los autores mencionados tal como se muestra en el anexo 1.

Para los autores Pantoja (2016), Rayo, Lara, & Camino (2010) y Vargas, & Mostajo (2014), la variable zona es significativa para el modelo y muestra un impacto negativo en la probabilidad de default. Así demuestran contrariamente a lo tratado en los dispositivos de normas y leyes, que el crédito en zonas urbanas es más riesgoso que el de zonas no urbanas. Los resultados encontrados en la presente investigación coinciden en el signo de la variable zona con los autores mencionados tal como se muestra en el anexo 1.

Finalmente, Moreno (2013) encuentra significativa la variable situación para el modelo y que esta presenta un impacto negativo en la probabilidad de default. Así concluye que a mejor situación, menor probabilidad de caer en default. Los resultados encontrados en la presente investigación coinciden en el signo de la variable situación con los autores mencionados tal como se muestra en el anexo 1.

CONCLUSIONES

Según los resultados del modelo econométrico se puede llegar a la conclusión de que el modelo logístico propuesto es significativo, puesto que todas las variables explican adecuadamente la probabilidad de default de manera conjunta, y sirve como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa, por lo cual es una buena propuesta para la financiera, ya que al emplear el modelo la financiera mejoraría su gestión de riesgos tomando en cuenta dichas características de sus clientes para enfocarse en ellos y disminuir de esa manera su ratio de morosidad, y así, incrementar su rentabilidad de manera eficaz, esto es siempre y cuando las legislaciones respecto al porcentaje establecido de provisiones no varíe.

A su vez se puede concluir que las variables características del cliente sexo y zona, las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas, las variables financieras tasa de interés, rango de morosidad y rango de monto y las variables características del crédito calificación interna, calificación SBS y situación del préstamo son significativas para el modelo logístico propuesto según lo logrado en la prueba econométrica.

También podemos concluir que las variables tasa de interés, calificación interna, calificación SBS, situación, rango de morosidad y cantidad de empresas con las que el cliente mantiene deuda son las más significativas del modelo con un p-valor de 0, seguida de la variable rango de monto con un p-valor de 0.002, luego la variable zona con un p-valor de 0.004, después la variable sector servicio con un p-valor de 0.005, siendo todas estas variables significativas hasta en un nivel de 1%. Luego siguen las variables sexo con un p-valor de 0.014 y finalmente la variable sector producción con un p-valor de 0.037, siendo de esta manera significativas hasta un nivel de 5%. Se observa que las variables sector servicio y sector producción afectan a la probabilidad de default de manera negativa por parte de la variable sector servicio, la cual disminuye dicha probabilidad, y de manera positiva por parte de la variable sector producción. Con lo cual podemos concluir que la financiera debería enfocarse más en los créditos del sector servicio ya que poseen menor probabilidad de caer en default. Además se puede concluir

que, la variable calificación de la SBS tiene un mayor impacto que la calificación interna, de lo cual se infiere que la calificación de la SBS es más exacta para hallar la probabilidad de incumplimiento. A su vez, con las variables empleadas, se puede concluir que la variable situación, es la que más afecta negativamente a la probabilidad de incumplimiento de pago, ya que los créditos vigentes son los que poseen la probabilidad de caer en incumplimiento. Por otro lado, la variable zona también afecta negativamente en gran escala a la probabilidad de default, por lo cual se concluye que los créditos en zona urbana son más propensos a caer en incumplimiento.

Asimismo se concluye que los resultados de la variable sexo coinciden con la opinión de los expertos Ana Vera (2017), Fernando Ruiz Caro Villagarcía (2019), los resultados de la variable monto del crédito coinciden con la opinión de los expertos Ana Vera (2017) y Yanina Cáceres (2017), los resultados de la variable tasa de interés coinciden con la opinión del experto César Peñaranda Castañeda (2017), los resultados de la variable cantidad de empresas coinciden con la opinión de los expertos Fernando Valencia Dongo (2012), Juan Jose Marthans (2017), Patricia Willstatter (2017) y Alexander Spangenberg (2019), los resultados de las variables calificación interna y calificación SBS coinciden con la opinión de los expertos Jeffrey Haggott (2017), Monica Insoll (2017), Alberto Morisaki (2018) y Patricia Willstatter (2017), los resultados de la variable sector producción coinciden con la opinión del experto Juan Carlos Odar (2018), los resultados de la variable zona coinciden con la opinión de los expertos Fernando Valencia Dongo (2012) y Carolina Trivelli (2017), y los resultados de la variable rango de morosidad coinciden con la opinión de la experta Ana Vera (2017).

Finalmente se concluye que los autores Velandia (2013), Salazar (2013), Ormazabal (2014), Vargas, & Mostajo (2014) muestran en sus resultados que la variable sexo es significativa para el modelo logístico y que además hay un impacto negativo de la variable sexo en la posibilidad de incumplimiento, concluyendo que existe una mayor probabilidad de incumplimiento si el cliente es de género masculino tal como se muestra en esta investigación. Los autores Sotomayor (2012), Velandia (2013), Pantoja (2016), Karacula (2009), Cabrera, & Bazerque (2010), Narváez, Chávez, & Soriano (2012) muestran que la variable monto de la deuda es estadísticamente significativa y que esta tiene un impacto positivo en la posibilidad de default. Así concluyen que, a mayor monto de la deuda, se espera una mayor probabilidad de que el cliente caiga en

incumplimiento al igual que en esta investigación. Los autores Pantoja (2016), Meza (2017), Veloz (2007), Karacula (2009), Cabrera, & Bazerque (2010), Rayo, Lara, & Camino (2010), Salazar (2013), Meza, Reyes, Pérez, & Tajonar (2017) encuentran al igual que en esta investigación, un impacto positivo de la variable tasa de interés en la posibilidad de incumplimiento y su significancia en el modelo logístico, demostrando que a mayor tasa de interés, es más probable que el cliente llegue a incumplir el pago del crédito. Los autores Sotomayor (2012), Zamudio (2007), Yeboah, & Orduro (2018) encuentran significativa la variable cantidad de empresas con las que el cliente mantiene deuda y un impacto positivo de la variable en la probabilidad de default, demostrando que a mayor cantidad de entidades con las que el cliente tiene una deuda, aumenta la probabilidad de que este incumpla el pago del crédito. Los autores Moreno (2013), Velandia (2013), Pantoja (2016), Rayo, Lara, & Camino (2010), Narváez, Chávez, & Soriano (2012), Castro, Perez, & Soto (2017), Fernández, & Pérez (2005) muestran que tanto la variable calificación de la institución reguladora como la variable calificación interna, son significativas en el modelo y muestran un impacto positivo en la posibilidad de default. Así demuestran que, a mayor calificación crediticia del cliente, disminuye la posibilidad de que incumplan el pago del crédito. Calixto, & Casaverde (2011), Sotomayor (2012), Correa (2016), Pantoja (2016) y Rayo, Lara, & Camino (2010) encuentran significativa la variable morosidad en el modelo logístico y un impacto positivo de esta en la probabilidad de default. Así demuestran que, a mayor número de días de atraso, aumenta la probabilidad de que el cliente incumpla el pago del crédito. Los autores Zamudio (2007) y Salamanca, & Benitez (2018) incluyen en su modelo la variable sector económico y demuestran que la variable es significativa en el modelo al igual que en esta investigación. Para los autores Pantoja (2016), Rayo, Lara, & Camino (2010) y Vargas, & Mostajo (2014), la variable zona es significativa para el modelo y muestra un impacto negativo en la probabilidad de default. Así demuestran contrariamente a lo tratado en los dispositivos de normas y leyes, que el crédito en zonas urbanas es más riesgoso que el de zonas no urbanas. Moreno (2013) encuentra significativa la variable situación para el modelo y que esta presenta un impacto negativo en la posibilidad de default. Así concluye que, a mejor situación, menor probabilidad de caer en default.

RECOMENDACIONES

Luego del análisis que se ha realizado con base en los resultados de la presente investigación, se plantean las siguientes recomendaciones:

1. El propósito de este análisis fue emplear un modelo que posibilite evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa, a fin de poder dar a conocer cómo se realiza el tratamiento del aumento de la morosidad en los créditos que se viene suscitando desde hace décadas, tomando como ejemplo el año 2017, para que la financiera Proempresa tome conocimiento de la evaluación realizada. Es por ello por lo que se recomienda elevar el presente estudio a las siguientes autoridades: Gerente general, Presidencia y directorio de la financiera Proempresa.
2. El modelo utilizado en la presente tesis es un modelo logístico significativo que sirve como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa según variables características del cliente, variables de impacto, variables financiera y variables características del crédito, por lo que, a raíz de los resultados obtenidos a través de este modelo, se recomienda poder aplicarlo en la financiera Proempresa, ya que este causará una mejora en la gestión de riesgos, esto debido a que es un modelo de aplicación sencilla, bastante eficiente y permite saber a qué variables se les debe tomar mayor importancia en la otorgación de los créditos.
3. Asimismo, siguiendo en la línea de poder obtener un mejor resultado de evaluación de la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos que presente la financiera Proempresa, lo recomendable sería incluir nuevas variables además de las que incluye la presente investigación.
4. Además, a raíz de la presente investigación, se abrirá las puertas para poder continuar con más investigaciones de este tipo, es por ello por lo que se recomienda seguir con una línea de investigación para aplicar este tipo de modelos a otras entidades financieras como una herramienta de gestión integral

de riesgos con el fin de mitigar el aumento del incumplimiento de pago de créditos y poder generar mayor rentabilidad por parte de las financieras y una mejora en el sistema financiero, beneficiando principalmente a pequeñas y microempresas.

5. Finalmente, luego de la presente investigación, se puede recalcar la importancia del modelo logístico como herramienta para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos y el impacto que este tiene como herramienta de gestión de riesgo crediticio, es por ello por lo que en la parte académica surge la recomendación de que la Universidad de Lima continúe aportando con la realización de investigaciones de este tipo y así, contribuya con una mejora en temas de morosidad en el sector financiero.



CRONOGRAMA

ACTIVIDADES	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	S13	S14	S15	S16
Nº1: Búsqueda de documentos para desarrollar el análisis sectorial, institucional y de expertos.	x															
Nº2: Redacción de análisis sectorial		x														
Nº3: Matriz de análisis sectorial			x													
Nº4: Redacción de análisis institucional				x												
Nº5: Matriz de análisis institucional					x											
Nº6: Redacción de análisis de expertos						x										
Nº7: Matriz de análisis de expertos							x									
Nº8: Evolución de las variables del modelo propio								x								
Nº9: Comparación de variables del modelo propio con otros países									x							
Nº10: Especificación teórica econométrica para contrastar hipótesis										x						
Nº11: Presentación y limpieza de base de datos											x					
Nº12: Estimación del modelo econométrico												x				
Nº13: Redacción de resultados econométricos													x			
Nº14: Redacción de conclusiones															x	
Nº15: Redacción de recomendaciones																x
Nº16: Presentación final																x
Elaboración propia																

REFERENCIAS

- Aguilar, G., Camargo, G., & Morales, R. (2004). Análisis de la morosidad en el sistema bancario peruano. Instituto de Estudios Peruanos y Consorcio de Investigación Económica y Social. Obtenido de <http://www.cies.org.pe/sites/default/files/investigaciones/analisis-de-la-morosidad-en-el-sistema-bancario-peruano.pdf>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and prediction of corporate bankruptcy. *The Journal Finance*, 23(24), 589-609. Obtenido de <https://pdfs.semanticscholar.org/cab5/059bfc5bf4b70b106434e0cb665f3183fd4a.pdf>
- ASBANC. (02 de mayo de 2017). Asbanc: créditos hipotecarios repuntan en marzo. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/tu-dinero/inmobiliarias/asbanc-creditos-hipotecarios-repuntan-marzo-134208-noticia/>
- ASBANC. (22 de diciembre de 2017). Asbanc: Créditos MYPE crecen 4.04% a noviembre de 2017. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/mercados/asbanc-creditos-mype-crecen-4-04-noviembre-2017-223417-noticia/>
- Banco Central de reserva del Perú. (2017).
- Bartual, C., Garcia, F., Guijarro, F., & Romero-Civera, A. (2012). Probabilidad de default usando el modelo logístico: El impacto de la variable explicativa y la selección de base de datos. *International Scientific Conference "Whither Our Economies"*. Obtenido de <https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/61415/Bartual%2C%20C.%20-%20PROBABILITY%20OF%20DEFAULT%20USING%20THE%20LOGIT%20MODEL.pdf?sequence=4>
- Bastante, E. (30 de Octubre de 2017). Los retos de las microfinancieras en el Perú. *Enfoque - PAD*. Obtenido de <http://enfoque.pad.edu/los-retos-de-las-microfinancieras-en-el-peru/>

- BCR. (13 de julio de 2017). Mantener la libre determinación de las tasas de interés. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/bcr-redujo-tasa-interes-referencia-politica-monetaria-3-75-139359-noticia/>
- Cabrera, J., & Bazerque, P. (2010). Probabilidad de Default de los Créditos Bancarios en una Economía Dolarizada. *Universidad de Montevideo y BCU*. Obtenido de <https://www.bcu.gub.uy/Comunicaciones/Jornadas%20de%20Economia/iees03j3501010.pdf>
- Cáceres, Y. (04 de agosto de 2017). Bancos y financieras aumentaron líneas de crédito a clientes que tienen una sola tarjeta. *Diario El Comercio*. Obtenido de <https://elcomercio.pe/economia/bancos-financieras-aumentaron-lineas-credito-clientes-sola-tarjeta-noticia-447273-noticia/?ref=ecr>
- Cáceres, Y. (30 de marzo de 2017). Más de 1.8 millones de microempresas tiene deudas en el sistema financiero. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/mercados/sentinel-1-8-millones-microempresas-deudas-sistema-financiero-131980-noticia/?ref=gesr>
- Cáceres, Y. (30 de marzo de 2017). Niño costero: 73 mil mypes de Lima tendrán que refinanciar sus créditos. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/nino-costero-73-mil-mypes-lima-tendran-refinanciar-creditos-132008-noticia/?ref=gesr>
- Cáceres, Y. (26 de Septiembre de 2018). Mypes deudoras tienen créditos hasta con seis entidades financieras. *Andina - Agencia Peruana de Noticias*. Obtenido de <https://andina.pe/agencia/noticia-mypes-deudoras-tienen-creditos-hasta-seis-entidades-financieras-726570.aspx>
- Cáceres, Y. (09 de Marzo de 2018). Sentinel: 3 de cada 10 personas en el sistema financiero tiene un microcrédito. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/tu-dinero/sentinel-3-10-personas-sistema-financiero-microcredito-229022-noticia/>
- Calixto, M., & Casaverde, L. (2011). *Variables determinantes de la probabilidad de incumplimiento de un microcrédito en una entidad microfinanciera del Perú, una*

aproximación bajo el modelo de regresión logística binaria. Trabajo de Investigación presentado para optar al Grado Académico de Magíster en Finanzas., Universidad del Pacífico, Lima. Obtenido de http://repositorio.up.edu.pe/bitstream/handle/11354/1056/Mar%C3%ADa_Tesis_maestria_2011.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Castro, A., Perez, & Soto, A. (2017). Estimación de la probabilidad de incumplimiento para las firmas del sector económico industrial y comercial en una entidad financiera colombiana entre los años 2009 y 2014. *Cuadernos de Economía*, 36(71), 293-319. Obtenido de <http://www.scielo.org.co/pdf/ceco/v36n71/0121-4772-ceco-36-71-00293.pdf>

Ching, W., Huang, X. K., Ng, M., & Sui, T. (2013). *Markov Chains: Models, Algorithms and Applications*. Springer.

Correa, C. (2016). *Determinantes de la pérdida esperada en la cartera de clientes de una institución prestadora de servicios de salud*. Tesis para optar por el título de Magíster en Administración Financiera., Universidad EAFIT, Medellín, Colombia. Obtenido de https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/11340/CarlosJulio_CorreaBarrag%C3%A1n_2016.pdf?sequence=2

Cruz, S., Gavira, N., & García, R. (2016). Eficiencia de los modelos Poisson y Logístico en la asignación de probabilidades de incumplimiento a empresas mineras mexicanas. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, 12(1), 1-21. Obtenido de <http://www.redalyc.org/pdf/4237/423749189001.pdf>

Daza, L. (2018). *Estrategias basadas en el modelo de análisis predictivo*. Trabajo para obtener el grado de Ingeniero industrial., Pontificia Universidad Javeriana. Facultad de Ingeniería., Bogotá. Colombia. Obtenido de <https://repository.javeriana.edu.co/bitstream/handle/10554/16448/DazaSandovalLauraCarolina2015.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Delgado, J. (1 de Enero de 2020). Próximas elecciones no afectarán demanda de créditos de las mypes. *El Peruano*. Obtenido de <https://www.elperuano.pe/noticia-proximas-elecciones-no-afectaran-demanda-creditos-de-mypes-88163.aspx>

- Espin-García, O., & Rodríguez-Caballero, C. (2013). Metodología para un scoring de clientes sin referencias crediticias. *Cuadernos de Economía*, 32(59), 139-165. Obtenido de <https://estudioeconomicos.colmex.mx/archivo/EstudiosEconomicos2013/39-77.pdf>
- Fernandez, H., & Pérez, F. (2005). El modelo logístico: Una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*. Obtenido de <http://www.redalyc.org/pdf/750/75040605.pdf>
- Garibay, J. (19 de junio de 2017). Digital y banca: La ruta sin retorno de las empresas. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/tecnologia/transformacion-digital-banca-ruta-retorno-empresas-137474-noticia/>
- Guerra, R. (28 de marzo de 2017). Compartamos Financiera, especializada en créditos para mujeres, abre oficina en Lima. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/empresas/compartamos-financiera-especializada-creditos-mujeres-abre-oficina-lima-131805-noticia/>
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2010). *Econometría*. México D.F.: Mc Graw Hill.
- Gupton, G. (1997). *CrediMetrics – Technical Document*. JP Morgan. Obtenido de https://www.researchgate.net/profile/Greg_Guption/publication/301776007_CreditMetrics_-_Technical_Document/links/5727586b08aef9c00b8b449f/CreditMetrics-Technical-Document.pdf?origin=publication_detail
- Haggott, J. (20 de Noviembre de 2017). Peruanos bancarizados acumulan deuda de más de S/ 151,000 millones. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/tu-dinero/equifax-peruanos-bancarizados-acumulan-deuda-s-151-000-millones-153060-noticia/>
- Heysen, S. (18 de octubre de 2017). SBS: Se ha reprogramado el 1.4% de la cartera de créditos en sistema financiero por emergencias. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/tu-dinero/sbs-reprogramado-1-4-cartera-creditos-sistema-financiero-emergencias-220934-noticia/?ref=gesr>

- Hitczenko, M. (15 de febrero de 2017). Los hombres están perdiendo el control del presupuesto familiar. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/tu-dinero/hombres-perdiendo-control-presupuesto-familiar-128709-noticia/>
- Insoll, M. (25 de Enero de 2017). Fitch ve perspectivas de calificaciones a nivel global más débiles que en el 2016. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/mercados/fitch-ve-perspectivas-calificaciones-nivel-global-debiles-2016-127333-noticia/>
- Karacula, E. (2009). Una aplicación de los modelos logit y probit sobre las probabilidades de default de créditos hipotecarios en la banca minorista. *Istanbul Bilgi University*. Obtenido de <https://pdfs.semanticscholar.org/b3d7/d14b4dc15509729fa48378961ae377445bde.pdf>
- Kwofie, C., Owusu-Ansah, C., & Boadi, C. (2015). Predicción de la probabilidad de incumplimiento de préstamo: una aplicación de regresión logística binaria. *Research Journal of Mathematics and Statistics*, 7(4), 46-52. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/290994615_Predicting_the_Probability_of_Loan-Default_An_Application_of_Binary_Logistic_Regression
- Lando, D. (2004). *Credit Risk Modeling: Theory And Applications*. Princeton: Princeton University Press. Obtenido de http://www.untag-smd.ac.id/files/Perpustakaan_Digital_1/CREDIT%20RISK%20Credit%20risk%20modeling%20theory%20and%20applications.pdf
- Lennox, C. (1999). The Accuracy and Incremental Information Content of Audit Reports in Predicting Bankruptcy. *Journal of Business Finance & Accounting*, 26(5-6), 757-778. Obtenido de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=3E3896A8256C52B7C04C191D5A8E2DBE?doi=10.1.1.461.4868&rep=rep1&type=pdf>
- Marthans, J. (12 de Febrero de 2014). En más de la mitad de las microfinancieras sube la morosidad, según datos de la SBS. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/mitad-microfinancieras-sube-morosidad-datos-sbs-3872-noticia/?ref=gesr>

- Marthans, J. (26 de Enero de 2018). Banca: Morosidad es la más alta en 12 años, ¿bajará en 2018? *Banca: Morosidad es la más alta en 12 años, ¿bajará en 2018?* Obtenido de <https://elcomercio.pe/economia/peru/banca-morosidad-alta-12-anos-bajara-2018-noticia-492242-noticia/>
- Medina, A. (30 de noviembre de 2017). SBS anuncia iniciativa legislativa para regular Fintech. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/tecnologia/sbs-anuncia-iniciativa-legislativa-regular-fintech-221733-noticia/>
- Merton, R. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *The Journal Finance*, 29(2), 449-470. Obtenido de <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/j.1540-6261.1974.tb03058.x>
- Meza, E., Reyes, H., Pérez, B., & Tajonar, F. (2017). *Evaluación del Riesgo Crediticio, a través de Credit Scoring mediante Regresión Logística: Un caso de estudio*. Tesis para obtener el título de licenciado en actuaría., Benemérita Universidad Autónoma de Puebla. Facultad de Ciencias Físico Matemáticas. , Puebla, México. Obtenido de <https://www.fcfm.buap.mx/assets/docs/docencia/tesis/actuaria/EstefaniaMezaSaldana.pdf>
- Millán, J., & Caicedo, E. (2018). Modelos para otorgamiento y seguimiento en la gestión de riesgo de crédito. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y Empresa*, 25, 23–41. Obtenido de <https://www.upo.es/revistas/index.php/RevMetCuant/article/view/2370>
- Ministerio de Economía y Finanzas. (29 de diciembre de 2016). RESOLUCION MINISTERIAL N° 434-2016-EF-15. Obtenido de <https://busquedas.elperuano.pe/normaslegales/autorizan-a-cofide-y-a-las-instituciones-financieras-ifis-resolucion-ministerial-no-433-2016-ef16-1468892-1/>
- Ministerio de Economía y Finanzas. (05 de junio de 2017). RESOLUCION MINISTERIAL N° 202-2017-EF-15. *Diario El Peruano*. Obtenido de <https://busquedas.elperuano.pe/normaslegales/autorizan-credito-suplementario-a-favor-de-diversos-pliegos-decreto-supremo-no-202-2017-ef-1541950-1/>

- Moreno, S. (2013). *El Modelo Logit Mixto para la construcción de un Scoring de Crédito*. Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de Magister en Ciencias Estadísticas., Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia. Obtenido de <http://bdigital.unal.edu.co/39466/1/43596322.2014.pdf>
- Morisaki, A. (26 de Enero de 2018). Banca: Morosidad es la más alta en 12 años, ¿bajará en 2018? *El Comercio*. Obtenido de <https://elcomercio.pe/economia/peru/banca-morosidad-alta-12-anos-bajara-2018-noticia-492242-noticia/>
- Mures, J., García, A., & Vallejo, E. (2005). Aplicación del análisis discriminante y regresión logística en el estudio de la morosidad en las entidades financieras: comparación de resultados. *Pecunia: Revista de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de León, 1*, 175-199. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=1281700>
- Narváez, G., Chávez, J., & Soriano, E. (2012). Análisis de la probabilidad de incumplimiento para los créditos otorgados por instituciones financieras en el sector agropecuario mexicano. *INCEPTUM, 7(13)*, 373 – 394. Obtenido de <https://inceptum.umich.mx/index.php/inceptum/article/view/329>
- Odar, J. (26 de Enero de 2018). Banca: Morosidad es la más alta en 12 años, ¿bajará en 2018? *El Comercio*. Obtenido de <https://elcomercio.pe/economia/peru/banca-morosidad-alta-12-anos-bajara-2018-noticia-492242-noticia/>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research, 18(1)*, 123-125. Obtenido de <https://math.ryerson.ca/ramlab/projects/crd/ohlson1980.pdf>
- Ormazabal, F. (2014). Variables que afectan la tasa de incumplimiento de créditos de los chilenos. *RAE, 29(1)*. Obtenido de https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-88702014000100001
- Pantoja, P. (2016). *Propuesta de un Modelo Logit para evaluar el Riesgo Crediticio en las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito: Caso de la Caja Municipal de Huancayo, periodo 2011-2015*. Tesis para optar el título profesional de licenciado

en Economía y Finanzas., Universidad San Ignacio de Loyola, Lima, Perú.
Obtenido de http://repositorio.usil.edu.pe/bitstream/USIL/2738/1/2016_Pantoja_Propuesta-de-un-modelo-Logit.pdf

PCM. (27 de marzo de 2017). Decreto Supremo N° 033-2017. *Diario Oficial El Peruano*.

PCM. (28 de enero de 2017). Decreto Supremo N° 07-2017. *Diario Oficial El Peruano*.

Peñaranda, C. (2017). Tasa de interés de bancos y cajas municipales muestra una tendencia a la baja. *Informe Económico - Cámara de Comercio de Lima*. Obtenido de https://www.camaralima.org.pe/repositorioaps/0/0/par/r727_1/iedep_727.pdf

Piqué, J. (07 de Marzo de 2019). MVCS: 52% de créditos Mivivienda y Techo Propio son adquiridos por mujeres jefas de hogar. *Plataforma digital única del Estado Peruano*. Obtenido de <https://www.gob.pe/institucion/vivienda/noticias/26291-mvcs-52-de-creditos-mivivienda-y-techo-propio-son-adquiridos-por-mujeres-jefas-de-hogar>

Poder Ejecutivo. (08 de abril de 2017). Decreto de Urgencia N° 07-2017. *Diario Oficial El Peruano*.

Poder Ejecutivo. (22 de abril de 2017). Decreto de Urgencia N° 08-2017. *Diario Oficial El Peruano*.

Poder Ejecutivo. (05 de enero de 2017). Decreto Legislativo N° 1321. *Diario Oficial El Peruano*.

Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (2010). Un modelo de Credit scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea ii. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*. Obtenido de <http://www.scielo.org.pe/pdf/jefas/v15n28/a05v15n28.pdf>

Recalde, C. (2018). *Modelo predictivo de uso de la banca digital según el comportamiento demográfico del segmento joven de la ciudad de Quito*. Trabajo de Investigación, previo a la obtención del Grado Académico de Magíster en Gestión Empresarial Basada en Métodos Cuantitativos., Universidad técnica de

Ambato, Facultad de Ciencias Administrativas., Ambato, Ecuador. Obtenido de <https://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/28918/1/028%20GMC.pdf>

Riz Caro, F. (25 de Abril de 2019). Cajas municipales: las mujeres son mucho mejores clientes que los hombres. *Andina - Agencia Peruana de Noticias*. Obtenido de <https://andina.pe/agencia/noticia-cajas-municipales-las-mujeres-son-mucho-mejores-clientes-los-hombres-749648.aspx>

Roncal, J. (12 de octubre de 2017). 35000 personas dejarán de pagar deudas por S/. 5080 millones este año. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/35-000-personas-dejaran-pagar-deudas-s-5-080-mlls-ano-220572-noticia/?ref=gesr>

Salamanca, A., & Benitez, J. (2018). *Estimación de la probabilidad de incumplimiento de créditos para una empresa del sector siderúrgico en Colombia*. Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de Magister en Administración Financiera. , Universidad EAFIT., Medellín, Colombia. Obtenido de https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/12870/Adriana_SalamancaArias_JohnAlejandro_BenitezUrrea_2018.pdf?sequence=2&isAllowed=y

Salazar, F. (2013). Cuantificación del riesgo de incumplimiento en créditos de libre inversión: un ejercicio econométrico para una entidad bancaria del municipio de Popayan, Colombia. *Estudios Gerenciales*, 29, 416-427. Obtenido de <http://www.elsevier.es/es-revista-estudios-gerenciales-354-pdf-S0123592314000783>

SBS. (14 de julio de 2017). Cajas Municipales: Ley permite que cuenten con similares condiciones que las micro financieras privadas. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/mercados/cajas-municipales-ley-permite-cuenten-similares-condiciones-micro-financieras-privadas-139425-noticia/>

SBS. (05 de abril de 2017). CIRCULAR N° G-192-2017. Lima, Perú. Obtenido de <https://busquedas.elperuano.pe/download/url/circular-sobre-actualizacion-del-capital-social-minimo-de-la-circular-no-g-192-2017-1506430-1>

- SBS. (16 de marzo de 2017). Medidas especiales adoptadas por la SBS para apoyar a los clientes del sistema financiero afectados por El Niño Costero. *Boletín quincenal SBS*. Obtenido de https://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/BOL-QUINCENAL/20170316_BolQuincenal-N5.pdf
- SBS. (16 de marzo de 2017). Oficio Múltiple N° 10250-2017. Lima, Perú. Obtenido de https://intranet2.sbs.gob.pe/intranet/INT_CN/DV_INT_CN/1716/v1.0/Adjuntos/10250-2017.o.pdf
- SBS. (2018). *Estadísticas*. Obtenido de <http://www.sbs.gob.pe/estadisticas/sistema-financiero>
- SBS. (2018). *Glosario de Términos e Indicadores Financieros*. Lima. Obtenido de <http://www.sbs.gob.pe/regulacion/basilea-ii-y-basilea-iii/glosario-de-terminos-clave>
- Schreiner, M. (2004). Scoring: The Next Breakthrough in Microcredit? cGAP.
- Solis, J. (09 de febrero de 2017). Cajas Municipales superan los 4.9 millones de clientes. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/cajas-municipales-superan-4-9-millones-clientes-128325-noticia/>
- Sotomayor, S. (2012). *Estimación de la pérdida esperada para una cartera de microcrédito basado en calificaciones internas*. Tesis de grado previo a la obtención del título de ingeniero matemático., Escuela Politécnica Nacional, Quito, Ecuador. Obtenido de <http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/4668/1/CD-4301.pdf>
- Spangenberg, A. (23 de Febrero de 2019). Banca pone en la mira a pequeñas empresas por alza de morosidad. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/banca-pone-mira-pequenas-empresas-alza-morosidad-259515-noticia/>
- Támara, A. (2010). Estimación de las provisiones esperadas en una institución financiera utilizando modelos logit y probit. *Ciencias Estratégicas*, Vol. 18 - No. 24.

- Támara, A. (2010). Estimación de las provisiones esperadas en una institución financiera utilizando modelos logit y probit. *Ciencias Estratégicas*, 18(24). Obtenido de <https://revistas.upb.edu.co/index.php/cienciasestrategicas/article/view/710/626>
- Támara, A., Aristizábal, R., & Velásquez, E. (2012). Matrices de transición en el análisis del riesgo crediticio como elemento fundamental en el cálculo de la pérdida esperada en una institución financiera colombiana. *Ingenierías*, 11(20), 105 - 114 - ISSN 1692 - 3324. Obtenido de <http://www.scielo.org.co/pdf/rium/v11n20/v11n20a09.pdf>
- Trivelli, C. (28 de Junio de 2017). El 25% de jóvenes con problemas de pago va a centrales de riesgo. *Diario Correo*. Obtenido de <https://diariocorreo.pe/economia/el-25-de-jovenes-con-problemas-de-pago-va-a-centrales-de-riesgo-758573/>
- Valencia Dongo, F. (12 de Junio de 2011). Microfinancieras adoptan políticas para evitar el sobreendeudamiento, asegura Asomif. *Andina - Agencia Peruana de Noticias*. Obtenido de <https://andina.pe/agencia/noticia-microfinancieras-adoptan-politicas-para-evitar-sobreendeudamiento-asegura-asomif-363410.aspx>
- Vargas, A., & Mostajo, S. (2014). Medición del riesgo crediticio mediante aplicación de métodos básicos en calificaciones internas. *UPB - INVESTIGACIÓN & DESARROLLO*, No. 14, Vol. 2: 5 - 25. Obtenido de http://www.scielo.org.bo/pdf/riyd/v2n14/v2n14_a02.pdf
- Velandia, N. (2013). *Establecimiento de un Modelo Logit para la Medición del Riesgo de Incumplimiento en Créditos para una Entidad Financiera del Municipio de Arauca, Departamento de Arauca*. Tesis para optar por el título de Magíster en Administración de empresas., Universidad Nacional de Colombia, Manizales, Colombia. Obtenido de <http://bdigital.unal.edu.co/10202/1/7709584.2013.pdf>
- Veloz, A. (2007). Determinantes de fragilidad en el sistema bancario de la República Dominicana: Alertas tempranas en un modelo logit. *Ciencia y Sociedad*, 32(4), 489-504. Obtenido de <https://www.redalyc.org/pdf/870/87032401.pdf>

- Vera, A. (24 de Julio de 2017). ¿Qué porcentaje de peruanos paga sus deudas con sus gratificaciones? *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/tu-dinero/porcentaje-peruanos-paga-deudas-gratificaciones-140093-noticia/>
- Vera, A. (16 de Agosto de 2017). Créditos crecen en 2.23% pero se reduce la capacidad de asumir una deuda. *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/tu-dinero/kobsa-creditos-crecen-2-23-reduce-capacidad-asumir-deuda-141762-noticia/>
- Vera, A. (15 de Junio de 2017). Derribando el mito: ¿Quiénes se endeudan más, hombres o mujeres? *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/derribando-mito-quienes-endeudan-hombres-mujeres-137312-noticia/>
- Willstatter, P. (22 de Febrero de 2017). Calificación crediticia de personas: ¿En qué casos se deteriora? *Diario Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/tu-dinero/calificacion-crediticia-personas-casos-deteriora-129276-noticia/>
- Wooldridge, J. M. (2009). *Introducción a la econometría. Un enfoque moderno*. (4 ed.). México: Cengage Learning. Obtenido de https://www.academia.edu/30200962/Introducci%C3%B3n_A_La_Econometr%C3%ADa_-_4edi_Wooldridge
- Yeboah, E., & Oduro, F. (2018). Predicting Microfinance Credit Default: A Study of Nsoatreman Rural Bank, Ghana. *Journal of Advances in Mathematics and Computer Science*, 26(1), 1-9. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/322394818_Predicting_Microfinance_Credit_Default_A_Study_of_Nsoatreman_Rural_Bank_Ghana
- Zamudio, N. (2007). Determinantes de los probabilidad de incumplimiento de las empresas colombianas. *Borradores de Economía*.(466). Obtenido de <http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/pdfs/borra466.pdf>

BIBLIOGRAFÍA

- Aljovín, C. (2017). Cayetana Aljovín: El 37% de mujeres accede al crédito, pero de manera informal. Diario Gestión. Recuperado de: <https://gestion.pe/economia/cayetana-aljovin-37-mujeres-accede-credito-manera-informal-137770-noticia/>
- Cáceres, Y. (2017). Sentinel: 50% de colocaciones de créditos se dará en el último trimestre del año. Diario Gestión. Recuperado de: <https://gestion.pe/economia/sentinel-50-colocaciones-creditos-dara-trimestre-ano-220609-noticia/?ref=gesr>
- Chunga, P. (2017). ¿Cómo los desastres están afectando al sector financiero? Diario El Comercio. Recuperado de: <https://elcomercio.pe/economia/peru/desastres-afectando-sector-financiero-407118-noticia/?ref=ecr>
- Diario El Comercio (2017). SBS reduce monto del seguro para depósitos en bancos y cajas. Diario El Comercio. Recuperado de: <https://elcomercio.pe/economia/peru/sbs-reduce-monto-seguro-depositos-bancos-cajas-noticia-480648-noticia/?ref=ecr>
- Diario Gestión (2017). Asbanc: Se desaceleran créditos minoristas durante los últimos ocho años. Diario Gestión. Recuperado de: <https://gestion.pe/economia/asbanc-desaceleran-creditos-minoristas-ultimos-ocho-anos-131995-noticia/>
- Diario Gestión (2017). Cajas Municipales proyectan crecimiento de captaciones entre 16% y 18% para 2018. Diario Gestión. Recuperado de: <https://gestion.pe/economia/cajas-municipales-proyectan-crecimiento-captaciones-16-y-18-2018-222235-noticia/>
- Diario Gestión (2017). Depósitos de CTS crecieron 14.8% entre enero y noviembre en las cajas municipales. Diario Gestión. Recuperado de: <https://gestion.pe/economia/depositos-cts-crecieron-14-8-enero-noviembre-cajas-municipales-127328-noticia/>

Diario Gestión (2017). SBS: Empresas del sistema financiero publicarán cuadro comparativo de todas sus tarjetas de crédito. Diario Gestión. Recuperado de: <https://gestion.pe/tu-dinero/sbs-empresas-sistema-financiero-publicaran-cuadro-comparativo-tarjetas-credito-142027-noticia/?ref=gesr>

Haggott, J. (2017). Personas con acceso al crédito aumentaron 10% en casi dos años. Diario El Comercio. Recuperado de: <https://elcomercio.pe/economia/mercados/personas-acceso-credito-aumentaron-10-dos-anos-406921-noticia/?ref=ecr>

Heysen, S. (2017). SBS invoca a cajas ediles a mantener cautela en la expansión de sus créditos. Diario Gestión. Recuperado de: <https://gestion.pe/economia/sbs-invoca-cajas-ediles-mantener-cautela-expansion-creditos-137429-noticia/>

Solis, J. (2017). Cajas municipales incrementan colocaciones en 17.8%. Diario Gestión. Recuperado de: <https://gestion.pe/economia/mercados/cajas-municipales-incrementan-colocaciones-17-8-129273-noticia/>



ANEXOS

Anexo 1: Matriz de relación del estado del arte con las variables

VARIABLE	AUTORES QUE COINCIDEN	AUTORES QUE NO COINCIDEN	AUTORES QUE VARÍAN EN SIGNIFICANCIA	EXPLICACIÓN DEL RESULTADO DISTINTO
Sexo	Velandia (2013); Salazar (2013); Ormazabal (2014); Vargas, & Mostajo (2014)		Calixto, & Casaverde (2011), Moreno (2013); Karacula (2009); Rayo, Lara, & Camino (2010), Recalde (2018); Espin-García, & Rodríguez-Caballero (2013)	
Monto de la deuda	Sotomayor (2012); Velandia (2013); Pantoja (2016); Karacula (2009); Cabrera, & Bazerque (2010); Narváez, Chávez, & Soriano (2012)	Salazar (2013)	Calixto, & Casaverde (2011); Moreno (2013); Mures, García, & Vallejo (2005); Meza, Reyes, Pérez, & Tajonar (2017); Kwofie, Owusu-Ansah, & Boadi (2015)	La explicación del signo contrario en la variable monto del crédito es mostrada por Salazar (2013), quien relaciona el monto del préstamo con el nivel de ingresos que puede tener el cliente. Según esa lógica, el cliente al que se le otorgan préstamos de mayor monto, posee mayor nivel de ingresos, es decir, mayor capacidad de pago, es por ello que tiene menos probabilidades de incumplir el pago que una persona con inferior capacidad de pago.
Tasa de interés	Pantoja (2016); Meza (2017); Veloz (2007); Karacula (2009); Cabrera, & Bazerque (2010); Rayo, Lara, & Camino (2010); Salazar (2013); Meza, Reyes, Pérez, & Tajonar (2017)		Calixto, & Casaverde (2011)	
Cantidad de empresas con las que mantiene deuda	Sotomayor (2012); Zamudio (2007); Yeboah, & Orduro (2018)	Calixto, & Casaverde (2011); Cabrera & Bazerque (2010)		La explicación del signo contrario en la variable cantidad de empresas con las que mantiene deuda en los autores Calixto, & Casaverde (2011) y Cabrera, & Bazerque (2010) se debe a que ellos mencionan haber encontrado en esta variable un factor que indica experiencia, por lo tanto al mantener deuda con más entidades financieras, el cliente demuestra más experiencia en el manejo del pago de sus deudas y por lo tanto disminuye la probabilidad de incumplimiento de estas mismas.
Calificación interna	Moreno (2013); Velandia (2013); Pantoja (2016); Rayo, Lara, & Camino (2010); Narváez, Chávez, & Soriano (2012); Castro, Perez & Soto (2017); Fernández & Peréz (2005)		Salamanca, & Benitez (2018)	

(continuación)

Calificación de institución reguladora	Moreno (2013); Velandia (2013); Pantoja (2016); Rayo, Lara, & Camino (2010); Narváez, Chávez, & Soriano (2012); Castro, Perez, & Soto (2017); Fernández, & Peréz (2005)	Salamanca, & Benitez (2018)
Morosidad	Calixto, & Casaverde (2011); Sotomayor (2012); Correa (2016); Pantoja (2016); Rayo, Lara, & Camino (2010)	Moreno (2013); Velandia (2013)
Actividad económica (sector)	Zamudio (2007); Salamanca, & Benitez (2018)	Calixto, & Casaverde (2011); Moreno (2013); Támara (2010)
Zona	Pantoja (2016); Rayo, Lara, & Camino (2010); Vargas, & Mostajo (2014)	
Situación	Moreno (2013)	

Nota: “Autores que coinciden”: Poseen los mismos signos de los resultados encontrados en la presente investigación; **“Autores que no coinciden”:** Poseen signo inverso en los resultados; **“Autores que varían en significancia”:** Las variables no son significativas para el modelo.

Elaboración propia.

Anexo 2: Matriz de relación de opinión de expertos con las variables

VARIABLE	AUTORES QUE COINCIDEN	AUTORES QUE NO COINCIDEN	EXPLICACIÓN DEL RESULTADO DISTINTO
Sexo	Ana Vera (2017), Gerente General del Grupo Kobsa y Fernando Ruiz Caro Villagarcía (2019), Presidente de la Federación Peruana de Cajas de Ahorro y Crédito (Fepcmac)	Javier Piqué (2018), Ex Ministro de Vivienda, Construcción y Saneamiento	Las mujeres obtienen mayor cantidad de préstamos en el sistema financiero que los hombres, lo cual puede incurrir en mayor cantidad de préstamos riesgosos que al final terminen en incumplimiento.
Rango de Monto	Ana Vera (2017), Gerente General del Grupo Kobsa y Yanina Cáceres (2017), Directora General de Negocios Financieros de Sentinel		
Tasa de interés	César Peñaranda Castañeda (2017), Director Ejecutivo del Instituto de Economía y Desarrollo Empresarial de la Cámara de Comercio	Jorge Delgado (2020), Presidente de la Asociación de Instituciones de Microfinanzas del Perú (Asomif Perú) y Monica Insoll (2017), Directora General del equipo Credit Market Research de Fitch	Las tasas de interés bajan conforme aumenta la competencia de las entidades financieras por captar clientes, pero traen consigo mayores créditos riesgosos que pueden terminar en default.
Cantidad de empresas	Fernando Valencia Dongo (2012), Presidente de la Asociación de Instituciones de Microfinanzas del Perú (Asomif Perú); Juan Jose Marthans (2017), Director del área de economía del PAD - Escuela de dirección Universidad de Piura; Patricia Willstatter (2017), Jefe de la Plataforma de Atención al Usuario de la SBS y Alexander Spangenberg (2019), Gerente General adjunto de Negocios del Banco Pichincha	Yanina Cáceres (2017), Directora General de Negocios Financieros de Sentinel	Las MYPES se financian con varias entidades porque su ciclo de conversión del efectivo es más lenta, es por ello que es usual que mantengan deuda con varias entidades financieras, lo cual no necesariamente implica que estén sobre endeudados, es decir, que no incrementa necesariamente la probabilidad de default.
Calificación interna	Jeffrey Haggott (2017), Gerente General de Equifax Perú; Monica Insoll (2017), Directora General del equipo Credit Market Research de Fitch y Alberto Morisaki (2018), Gerente de Estudios Económicos de ASBANC		
Calificación SBS	Monica Insoll (2017), Directora General del equipo Credit Market Research de Fitch y Patricia Willstatter (2017), Jefe de la Plataforma de Atención al Usuario de la SBS		
Rango de morosidad	Ana Vera (2017), Gerente General del Grupo Kobsa		

(continuación)

Sector Servicios	Jorge Delgado (2020), Presidente de la Asociación de Instituciones de Microfinanzas del Perú (Asomif Perú)	El sector servicios tiene bastante demanda, lo cual genera bastante competencia por parte de las entidades financieras, esto hace que haya un incremento de posibles créditos que caigan en default.
Sector Producción	Juan Carlos Odar (2018), Director Ejecutivo de Phase Consultors	
Zona	Fernando Valencia Dongo (2012), Presidente de la Asociación de Instituciones de Microfinanzas del Perú (Asomif Perú) y Carolina Trivelli (2017), Investigadora del Instituto de Estudios Peruanos (IEP)	
Sector económico	Eduardo Bastante (2017), Intendente del departamento de Supervisión de Riesgos de Crédito y Juan Jose Marthans (2018), Director del área de economía del PAD - Escuela de dirección Universidad de Piura	

Elaboración propia



Anexo 3: Matriz de dispositivos legales

DISPOSITIVOS LEGALES	ENTIDAD	CONTENIDO	INCIDENCIA DE VARIABLES
Resolución Ministerial N° 434-2016-EF-15. 29/12/2016	MEF	Se creó un fondo de respaldo destinado a las PYME, el cual fue hecho para la promoción de la exportación. Consistía en cubrir los créditos para la exportación que eran dados por las instituciones financieras en Perú. Dicho fondo es administrado por COFIDE. En esta Resolución se suspendió por ciento veinte días el cobro de las deudas por parte de las instituciones financieras peruanas.	Sector producción (-)
Decreto Legislativo N° 1321. 05/01/2017	SBS	Las empresas financieras tienen la libertad de instaurar las comisiones que cobren por las operaciones, ya sean estas activas o pasivas, así como los servicios que brinde, exceptuando las tasas de interés, ya que estas están establecidas por el BCRP. Esto deberá ser puesto en conocimiento de todos los ciudadanos, según expide la ley	Tasa de interés (+)
Decreto Supremo N°7 – 2017-PCM. 28/01/2017.	PCM	En el distrito de Canta, debido a las intensas lluvias y a los desastres que fueron causados por el fenómeno del niño, se decidió declarar la ciudad en Estado de Emergencia. Esta disposición tuvo como finalidad el poder efectuar los trabajos necesarios para poder responder a los desastres naturales y las pérdidas que se estaban teniendo, así se buscó empezar con las acciones de rehabilitación de la zona. Todo esto por 60 días calendario.	Zona (-) Calificación Interna (-) Rango de morosidad (+)
Oficio Múltiple N°10250 – 2017. 16/03/2017.	SBS	El Oficio menciona que el deudor minorista registrar un incumplimiento si es que se retrasa en sus pagos, esto luego de haberse efectuado el cambio de las condiciones contractuales de este Oficio. Dichas condiciones, según menciona este oficio, deben ser consideradas como refinanciaciones.	Calificación Interna (+)
Decreto Supremo N° 33-2017-PCM 27/3/2017	PCM	En el distrito de Huarochirí, Barranca, Lima, Huaral, Yauyos, entre otros, debido a las intensas lluvias y a los desastres que fueron causados por el fenómeno del niño, se decidió declararlos en Estado de Emergencia. Esta disposición también tuvo como finalidad el poder efectuar los trabajos necesarios para poder responder a los desastres naturales y las pérdidas que se estaban teniendo, así se buscó empezar con las acciones de rehabilitación de la zona. Todo esto por 45 días calendario.	-Rango de morosidad (+) -Calificación SBS (-) -Calificación interna (-)
Circular G-192 8/4/2017	SBS	Las empresas que están fiscalizadas por la SBS han visto modificado el capital que deben tener, por lo que en los meses de abril, mayo y junio del presente año el mínimo de dicho capital será de S/ 13,450,536.	Rango morosidad (-)
Decreto de Urgencia 007-2017 (08/04/2017)	Poder Ejecutivo	Debido a los estragos que sufrió el sector agropecuario a costa del fenómeno del Niño, se buscó ayudar a estos productores, de forma que podrán tener facilidades en el ámbito financiero para obtener un refinanciamiento de las obligaciones que tenían que provenían de los créditos que solicitaron con carácter de su sector. Para esto, se designó a entidades financieras que lograran llegar a las zonas que se han visto afectadas y declaradas en emergencia.	Rango morosidad (-) Zona (+)

(continuación)

Decreto de Urgencia N°8 22/4/2017	Poder Ejecutivo	Este Decreto se emitió para complementar a los anteriores. Se buscó tomar medidas de carácter extraordinario en el ámbito económico y financiero, a fin de poder atender las emergencias que se suscitan por las emergencias a causa de las lluvias en las zonas de Emergencia. También busca levantar el financiamiento de las MYPE que están en dichos lugares vulnerables, así como activar nuevamente la producción de las MYPE.	Zona (+) Rango morosidad (-)
Resolución Ministerial N° 202-2017-EF-15 5/06/2017	MEF	Esta Resolución Ministerial busca poder financiar el capital de trabajo a través del Fortalecimiento Productivo de las Medianas y Pequeñas Empresas, incluyendo en esta resolución que el plazo de este préstamo no excederá los doce meses y si la persona que adquirió el préstamo está en una zona afectada por la Emergencia Nacional, entonces tendrá tres meses adicionales incluyendo intereses.	Sector producción (-)

Elaboración propia



Anexo 4: Matriz de opinión de expertos

AUTOR	FUENTE	CONTENIDO	INCIDENCIA DE VARIABLES
Fernando Valencia Dongo, Presidente de la Asociación de Instituciones de Microfinanzas del Perú (Asomif Perú). 2012	Agencia Peruana de Noticias	Las instituciones financieras están dictando políticas internas a fin de poder privar de operaciones de crédito a microempresas y personas que posean créditos con otras entidades financieras. Asimismo, la SBS colabora para que las instituciones financieras tomen precauciones acerca del sobreendeudamiento. Existe un menor riesgo de sobreendeudamiento con las entidades microfinancieras que operan en mercados donde no siempre están todas las instituciones crediticias, pero es más posible el sobreendeudamiento en los mercados con mayor afluencia de oferta de créditos. Esto se debe a que los prestatarios trabajan al final con 4 o 5 instituciones financieras, lo que no es recomendable. Cabe mencionar esos mercados se encuentran en las zonas urbanas.	-Cantidad de empresas (+) -Zona (-)
Jorge Delgado, Presidente de la Asociación de Instituciones de Microfinanzas del Perú (Asomif Perú). 2020	El Peruano	Hay un incremento en la tasa de morosidad del 7%, por lo que se debe mejorar el tema de contención de tasas de interés. Los sectores de servicios y la manufactura, específicamente las confecciones porque siempre es dinámica, debido a que la gente necesita vestirse. En el caso de los servicios destacan las empresas vinculadas al sector turismo	-Tasa interés (+) -Sector servicio (-)
Juan Jose Marthans, Director del área de Economía del PAD - Escuela de dirección Universidad de Piura. 2017	Diario Gestión	Quienes han visto incrementado el índice de morosidad en el 2013, con respecto al 2012, han sido 28 microfinancieras peruanas. A su vez, en el mismo año sus provisiones por riesgo de incobrabilidad de sus créditos creció un 14%. Sobre esto, Marthans dijo que si hay un crecimiento sin orden y a gran escala, tal como sucedió en las entidades de provincia, lo que sucede es que resulte en una sobreexposición a la oferta de los precios a favor del grupo de empresas regional.	-Cantidad de empresas (+)
Eduardo Bastante, Intendente del departamento de Supervisión de Riesgos de Crédito. 2017	PAD - Escuela de dirección Universidad de Piura	Mencionó que, si bien para la cartera de microcréditos de las entidades microfinancieras, la que faculta a que el requisito de capital bancario sea menor es Basilea II. A su vez, los riesgos para evaluar dentro de una microfinanciera se encuentran enmarcados en la clase de negocio, por lo cual es menester hacer una diferenciación en las empresas que hay en una misma industria primero, esto debido a que posee su particular perfil de riesgo.	-Sector económico (+)

(continuación)

Jeffrey Haggott, Gerente General de Equifax Perú. 2017	Diario Gestión	Aunque exista en las entidades financieras herramientas de evaluación crediticia y controles de riesgo, se recomienda que haya rigurosidad en ellas y que se desarrollen esfuerzos para una buena educación financiera.	-Calificación interna (+)
Monica Insoll, Directora General del equipo Credit Market Research de Fitch. 2017	Diario Gestión	El panorama en los sectores de calificación es más negativo que hace un año. Quienes enfrentan mayores retos en los sectores son los emisores de mercados emergentes, pero es una tendencia global porque el curso de perspectiva es negativo también para entidades de los mercados desarrollados en casi todos los sectores. Por otro lado, quienes están listas para verse beneficiadas por el crecimiento de las tasas, son las instituciones financieras; lo que permitiría un amplio margen de interés neto.	-Calificación SBS (-) -Calificación interna (-) -Tasa de interés (+)
Patricia Willstatter, Jefe de la Plataforma de Atención al Usuario de la SBS. 2017	Diario Gestión	Según Willstatter, los problemas económicos sumados a que se utilicen más de 2 tarjetas de crédito hacen que, en las personas naturales, se deteriore la calidad crediticia. Siendo que en el 2016, los créditos bajo categoría normal crecieron en 1%, los que crecieron 4% fueron los créditos con problemas potenciales y quienes crecieron en un 8% fueron los créditos bajo la categoría deficiente. Los créditos de la categoría pérdida ascendieron a un 24% y los de la categoría Dudoso ascendieron en un 7%.	-Calificación SBS (-) -Cantidad de empresas (+)
Ana Vera, Gerente General del Grupo Kobsa. 2017	Diario Gestión	Mientras que los niveles de deuda aumentaban entre julio del 2016 y 2017, los créditos bancarios también crecían en 2.23%. Cada vez que se accede el acceso de crédito al público, el sistema financiero puede avanzar, esto solo si el público posee un historial sin deudas, pero existe una preocupación por el monto otorgado. Sobre los tipos de mora que más han aumentado son: la cobranza judicial con 11.25% y el refinanciamiento con 25.06%, hay un 18.63% de deuda vigente y 11.77% de deudas que están vencidas.	-Situación (-) -Rango monto (+)
Ana Vera, Gerente General del Grupo Kobsa. 2017	Diario Gestión	Según Vera, el que la morosidad haya estado creciendo cada vez más desde el 2014 es porque hay una educación financiera nula en Perú, esto explicado con que el ingreso extra que se percibe por Fiestas Patrias no es utilizado para pagar las deudas, sino para hacer compras u otras actividades que no tienen que ver con solucionar la situación financiera de cada uno	-Rango de morosidad (+)
Yanina Cáceres, Directora General de Negocios Financieros de Sentinel. 2017	Diario Gestión	Según explica Yanina Cáceres, la razón por la que las Mypes deudoras poseen créditos hasta con 6 entidades financieras, es porque la inserción financiera en esta clase de prestatarios toma un poco más de tiempo y por ende, se financia a los clientes ya existentes. También mencionó que los clientes que tienen deuda microempresa a su vez presentaron deudas en más productos financieros, siendo el 22.5% de dichos clientes los que mostraron créditos de consumo a cuotas, 11.6% deudas con tarjetas de crédito, 0.3% créditos vehicular e hipotecarios. Recomienda que los clientes Mypes detengan deudas hasta con 3 entidades financieras y añadió que el hecho de poseer préstamos con más entidades financieras no significa que haya un sobreendeudamiento por parte de los prestatarios.	-Cantidad de empresas (-)

(continuación)

Carolina Trivelli, Investigadora del Instituto de Estudios Peruanos (IEP). 2017	Diario Correo	De los jóvenes entre 18 y 25 años, el 34% posee una cuenta en el sistema financiero, siendo el 17% de área rurales y 37% de zonas urbanas. Acceden mediante una conectividad digital, pues es la forma más fácil. De esta manera, en la zona urbana accedió un 80% a internet en este último mes y en el área rural un 35% y a través de un celular fue un 67% en la zona urbana y en la rural, 45%.	-Zona (-)
Ana Vera, Gerente General del Grupo Kobsa. 2017	Diario Getión	Según Vera, las mujeres y los hombres tienen, aproximadamente, un igual nivel de deuda; siendo falso expresar que son las mujeres quienes derrochan más el dinero que los hombres, ya que la deuda, en porcentaje es de 34.25% para ellas y 34.81% para ellos.	-Sexo (-)
Yanina Cáceres, Directora General de Negocios Financieros de Sentinel. 2017	Diario Gestión	En el primer trimestre del año 2017, se advierte una reducción significativa del saldo deudor, aclarado porque en 3 grandes entidades bancarias disminuyó la cartera hipotecaria en 1% cada una de ellas, lo que se ve reflejado en el stock del saldo deudor del mercado. Después se reconoce un aumento del saldo deudor desde el mes de mayo, debido a la demanda en consumo principalmente.	-Rango monto (+)
César Peñaranda Castañeda, Director Ejecutivo del Instituto de Economía y Desarrollo Empresarial de la Cámara de Comercio. 2017	Informe Económico Cámara de Comercio de Lima	Para llegar a tener una gran reducción del costo crediticio y que se vea reflejada en menores tasas activas, se necesita fomentar una mayor competencia con las entidades y unas mejoras sustanciales en la gestión de empresas que quieren acceder al crédito. Tal como las IMF dejan que las personas con poco recursos económicos logren hacer proyectos, las grandes tasas de interés que les cobran, pueden hacer que decidan realizar proyectos más riesgosos y que sean más rentables a fin de tener excedentes después de pagar el préstamo. Por lo cual menciona que es un problema, porque mientras más rentabilidad se desee conseguir, el proyecto tendrá un más alto grado de riesgo, con lo que la posibilidad de fracaso aumenta.	-Tasa de interés (-)
Javier Piqué, Ex Ministro de Vivienda, Construcción y Saneamiento. 2018	Agencia Peruana de Noticias	Piqué comenta que en el año 2018, las mujeres obtuvieron hasta un 52% de los subsidios y créditos dados por los programas de vivienda que posee el estado peruano. Esto evidencia que las mujeres están obteniendo cada vez más campo en el rubro de compras de viviendas, consolidando el rol que tiene la mujer sobre la toma de decisiones y desarrolla la economía.	-Sexo (-)
Alberto Morisaki, Gerente de estudios económicos de ASBANC. 2018	El Comercio	El aumento en la morosidad se debió al menor dinamismo que poseyó la economía en el Perú el año pasado, ligado a los resultados bajos con respecto a la generación de empleo formal. Las empresas bancarias conservaron una buena gestión del riesgo a fin de evitar que se dé un deterioro significativo dentro de la cartera crediticia. Para el 2018, ASBAN desea que un mayor dinamismo pueda repercutir en los niveles de empleo en el Perú y que pueda contribuir a que disminuyan los niveles de mora, todo esto dependiendo de que mejore la demanda interna.	-Calificación interna (-)
Juan Carlos Odar, Director Ejecutivo de Phase Consultors. 2018	El Comercio	El aumento de la morosidad ocurre en un momento de crecimiento económico moderado, el cual afecta la producción de empleo y el cumplir pagos. Si bien la economía va a crecer de forma mayor al del 2017, es necesario tener en consideración que se verá impulsada por los sectores primarios, es con eso que la expansión no significará necesariamente una mejora en el cumplimiento de pagos.	-Sector producción (+)

(continuación)

Juan Jose Marthans, Director del área de economía del PAD - Escuela de dirección Universidad de Piura. 2018	El Comercio	La forma más óptima para reducir la mora se debe a dos elementos: que se disminuya el ruido político, el cual puede quitarle capacidad de crecer a la actividad, y el que los precios de los commodities continúen beneficiando a la economía del país.	-Sector económico (+)
Fernando Ruiz Caro Villagarcía, Presidente de la Federación Peruana de Cajas de Ahorro y Crédito (Fepcmac). 2019	Agencia Peruana de Noticias	Fernando mencionó, ceremonia de inauguración del Seminario Internacional de Microfinanzas Huancayo 2019, que como mejores clientes, las mujeres superan a los hombres, ya que no solo sostienen a sus familias, sino al país.	-Sexo (-)
Alexander Spangenberg, Gerente General adjunto de Negocios del Banco Pichincha. 2019	Diario Gestión	Existen entidades financieras que presionan a sus clientes a escoger préstamos que ellos no necesitan. Lo cual podría terminar en un deterioro y sobreendeudamiento de la sostenibilidad del empresario.	-Cantidad de empresas (+)

Elaboración propia

Anexo 5: Matriz de acontecimientos importantes

FUENTE	CONTENIDO	INCIDENCIA DE VARIABLES
Cajas Municipales superan los 4.9 millones de clientes. 09/02/2017.	Diario Gestión Solis (2017) indica que en el mes de noviembre de 2016, las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito consiguieron los 32,809 puntos de atención a nivel nacional, necesarios para conseguir ser las instituciones de microfinanzas con más proximidad a la gente.	-Rango de morosidad (+)
Los hombres están perdiendo el control del presupuesto familiar. 15/02/2017.	Diario Gestión Hitczenko (2017) señala que mientras que los hombres poseen más posibilidades de controlar temas como el de ahorro y la inversión, actualmente son las mujeres quienes poseen mayor probabilidad de ver aspectos de las finanzas familiares, tales como las compras diarias y el pago de cuentas.	-Sexo (+)
Medidas especiales adoptadas por la SBS para apoyar a los clientes del sistema financiero afectados por El Niño Costero 16/03/2017	Boletín quincenal SBS La SBS (2017), a través de Oficio Múltiple N°10250-2017, se le dieron facultades a las empresas del sistema financiero para reprogramar de manera unilateral los créditos minoristas que hayan sido dados a los deudores que estén en localidades declaradas en estado de emergencia, sin la necesidad de la conformidad del cliente y sin que signifique un deterioro en su calidad crediticia.	-Rango de morosidad (+) -Calificación SBS (-) -Calificación interna (-)
Compartamos Financiera, especializada en créditos para mujeres, abre oficina en Lima. 28/03/2017.	Diario Gestión Guerra (2017) refiere que Compartamos Financiera seguirá expandiendo sus servicios con un plan de apertura de canales virtuales y agencias, enfocándose en el sector D/E (mujeres, microempresarios, emprendedores) con la finalidad de poder llegar a los 500,000 clientes en el 2017. Los créditos grupales son la principal estrategia para crecer.	-Rango de morosidad (+) -Sexo (+)
Más de 1.8 millones de microempresas tiene deudas en el sistema financiero. 30/03/2017.	Diario Gestión Cáceres (2017) señala que hay más de 1.8 millones de microempresas que tienen un saldo deudor de 10,616 millones de soles, hasta febrero de 2017. Los hombres se endeudan menos que las mujeres (46.7% y 53.3% respectivamente). Las cajas municipales y financieras esperan una colaboración del 55.7% en el saldo deudor que tienen las microfinancieras, con respecto de todo el sistema financiero en general.	-Sexo (+)
Niño costero: 73 mil mypes de Lima tendrán que refinanciar sus créditos. 30/03/2017.	Diario Gestión Cáceres (2017) menciona que en las zonas afectadas a causa del Niño Costero, solo en Lima Metropolitana el total de MYPES que hay es de 497,506 (esto abarca entre micro y pequeñas empresas).	-Rango de morosidad (+) -Seproduccion (-)
Asbanc: créditos hipotecarios repuntan en marzo 02/05/2017	Diario Gestión ASBANC (2017) hizo mención que en el sector privado, los créditos hipotecarios que fueron dados por la banca sumaron a 38,820 millones de soles y frente a marzo de 2016, creció un 4.64%	-Rango de morosidad (+)

(continuación)

Transformación Digital y banca: La ruta sin retorno de las empresas. 19/06/2017.	Diario Gestión	Garibay (2017) refiere que la banca del sector corporativo ya lo está realizando e incrementando. La mediana banca se encuentra a la mitad, mientras que la banca más pequeña (micro financieras, cajas), aún está muy lenta. Una transformación en la zona urbana se traduce en una aplicación, sin embargo en la zona rural lo es un agente.	-Rango de morosidad (+)
Mantener la libre determinación de las tasas de interés. 13/07/2017.	Diario Gestión	El BCR (2017) pactó en la sesión de Directorio reducir las tasas de interés de: las operaciones activas y pasivas y la de referencia de la política monetaria, está a 3.75 por ciento.	-Tasa interes (-) -Rango de morosidad (-)
Cajas Municipales: Ley permite que cuenten con similares condiciones que las micro financieras privadas. 14/07/2017.	Diario Gestión	Según la SBS (2017), Ley que modifica y fortalece el funcionamiento de las CMAC fue promulgada para poder actualizar el marco legal especial, así las CMAC serán similares en mecanismos y soluciones a los de las micro financieras privadas, para poder adecuarse al nuevo entorno económico en donde la innovación y la competencia son primordiales.	-Rango de morosidad (+)
Bancos y financieras aumentaron líneas de crédito a clientes que tienen una sola tarjeta. 04/08/2017.	El Comercio	Cáceres (2017) indica que desde hace doce meses, las entidades financieras han precisado su puntería en la gente que tiene una sola tarjeta de crédito dándoles mayor deuda a diferencia de las que poseen más de un producto dentro del sistema financiero, fue lo que anunció la central de riesgo "Sentinel". Asimismo, la SBS indicó que ha ascendido en el último mes de junio frente al mismo mes del año pasado la morosidad que tienen las tarjetas de crédito de consumo de la banca y las financieras.	-Cantidad de empresas (-) -Rango de morosidad (-)
35000 personas dejarán de pagar deudas por S/. 5080 millones este año. 12/10/2017.	Diario Gestión	Roncal (2017) menciona que la producción del empleo y los ingresos familiares se han visto dañados por la baja actividad que registra la economía en el Perú, es por lo cual el número de deudores que tuvo inconvenientes para efectuar sus obligaciones creció. La cartera de créditos en el sistema financiero ha crecido en 29,350 millones de soles desde el 2010. Las cajas municipales y/o rurales son quienes dan crédito a usuarios ya endeudados, mientras que los grandes bancos no.	-Rango de morosidad (-) -Cantidad de empresas (+)
SBS: Se ha reprogramado el 1.4% de la cartera de créditos en sistema financiero por emergencias. 18/10/2017	Diario Gestión	Heysen (2017), jefa de la SBS, mencionó que entre enero y agosto del 2017 se ha replanteado el 1.4 por ciento de la cartera de créditos dados por el sistema financiero a causa de los desastres naturales ocasionados por el Niño Costero. Se admitieron oficios múltiples que permitieron la reprogramación masiva de los créditos en las zonas de emergencia.	-Rango de morosidad (-) -Tasa (-)
SBS anuncia iniciativa legislativa para regular Fintech 30/11/2017	Diario Gestión	Méndina (2017) hizo mención que el proyecto de ley trata de aumentar el nivel de competitividad del Perú a fin de tener un aumento económico que de trabajos óptimos y añada de manera exitosa al país en la economía global. Asimismo, la iniciativa se compromete en promover y lograr la formalización de las actividades y relaciones económicas en todos los niveles.	-Rango de morosidad (+)
Asbanc: Créditos MYPE crecen 4.04% a noviembre de 2017 22/12/2017	Diario Gestión	ASBANC (2017) indica que en noviembre, los créditos otorgados a las MYPES, a comparación con noviembre del año pasado, lograron crecer un aproximado cuatro por ciento más.	-Rango de morosidad (+) -Rango monto (+)

Elaboración propia

Anexo 6: Corrida del modelo logit

```
. logit y sexo seproduccion seservicios tasainteres Clasificacióninterna calificacionesbs
> zona situacion rangomonto rangomorosidad canemp
```

```
Iteration 0: log likelihood = -8850.4972
Iteration 1: log likelihood = -8597.055
Iteration 2: log likelihood = -8410.4028
Iteration 3: log likelihood = -8410.1599
Iteration 4: log likelihood = -8410.1599
```

```
Logistic regression                Number of obs    =    34,492
                                   LR chi2(11)         =    880.67
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -8410.1599        Pseudo R2       =    0.0498
```

y	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	-.1085021	.0443402	-2.45	0.014	-.1954074	-.0215969
seproduccion	-.1344853	.0645838	-2.08	0.037	-.2610672	-.0079035
seservicios	.1360075	.048034	2.83	0.005	.0418626	.2301525
tasainteres	.4854995	.0415403	11.69	0.000	.404082	.566917
Clasificacióninterna	.5954892	.0826496	7.20	0.000	.433499	.7574794
calificacionesbs	1.194481	.0637246	18.74	0.000	1.069583	1.319379
zona	-.147161	.0510958	-2.88	0.004	-.247307	-.0470151
situacion	-1.848881	.0890438	-20.76	0.000	-2.023404	-1.674359
rangomonto	.2078995	.0685969	3.03	0.002	.073452	.3423469
rangomorosidad	.3106489	.0506376	6.13	0.000	.211401	.4098967
canemp	.2082836	.0175229	11.89	0.000	.1739394	.2426278

Elaboración propia

Anexo 7: Corrida del modelo probit

```
. probit y sexo seproduccion seservicios tasainteres Clasificacióninterna calificacionesbs
> zona situacion rangomonto rangomorosidad canemp
```

```
Iteration 0: log likelihood = -8850.4972
Iteration 1: log likelihood = -8420.7822
Iteration 2: log likelihood = -8409.1785
Iteration 3: log likelihood = -8409.1704
Iteration 4: log likelihood = -8409.1704
```

```
Probit regression                Number of obs    =    34,492
                                LR chi2(11)         =    882.65
                                Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -8409.1704      Pseudo R2       =    0.0499
```

y	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	-.0574217	.0218343	-2.63	0.009	-.1002162	-.0146272
seproduccion	-.0679466	.0323235	-2.10	0.036	-.1312995	-.0045937
seservicios	.0595788	.0235	2.54	0.011	.0135197	.1056379
tasainteres	.2380381	.020532	11.59	0.000	.1977961	.27828
Clasificacióninterna	.2697085	.036835	7.32	0.000	.1975133	.3419037
calificacionesbs	.6475651	.0359319	18.02	0.000	.5771398	.7179903
zona	-.0765427	.0254501	-3.01	0.003	-.1264239	-.0266615
situacion	-.9468611	.0454556	-20.83	0.000	-1.035952	-.8577698
rangomonto	.0953893	.0336999	2.83	0.005	.0293388	.1614399
rangomorosidad	.1502536	.0248246	6.05	0.000	.1015984	.1989088
canemp	.1062359	.0088661	11.98	0.000	.0888585	.1236132

Elaboración propia

Anexo 9: Matriz de consistencia

PROBLEMA	OBJETIVOS	JUSTIFICACIÓN Y LÍMITES	MODELO PROPIO	INDICADORES	HIPÓTESIS GENERAL Y ESPECÍFICAS	CARACTERIZACIÓN	POBLACIÓN Y MUESTRA
<p>¿Hace falta un modelo que sirva como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa?</p> <p>¿Las variables características del cliente sexo y zona son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados?</p> <p>¿Las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados?</p> <p>¿Las variables financieras tasa de interés, rango de morosidad y rango de monto son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados?</p> <p>¿Las variables características del crédito calificación interna, calificación SBS y situación del préstamo son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados?</p>	<p>Objetivo general: Determinar un modelo significativo que sirva como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa.</p> <p>Objetivos específicos:</p> <p>Determinar si las variables características del cliente sexo y zona son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.</p> <p>Determinar si las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.</p> <p>Determinar si las variables financieras tasa de interés, rango de morosidad y rango de monto son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.</p> <p>Determinar si las variables características del crédito calificación interna, calificación SBS y situación del préstamo son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.</p>	<p>Se pretende demostrar que es útil la aplicación del modelo propio de esta tesis que se ha construido partiendo del modelo de Velandia (2013) y se ha complementado con Sotomayor (2012), Moreno (2013) y Pantoja (2016) el cual no ha sido tratado anteriormente.</p> <p>Límite Espacial temporal: Esta tesis, dada su naturaleza, se orientará exclusivamente a las financieras que se encuentran en la región de Lima Metropolitana.</p> <p>Límite Temporal: El presente trabajo tendrá como objetivo enfocarse en el período del 2017.</p> <p>Límite Teórico: La presente tesis se ajusta exclusivamente a la teoría y al modelo econométrico logístico, el cual se presentan en el marco teórico de este documento.</p>	<p>Variable dependiente: Deudor cae o no cae en default.</p> <p>Variables explicativas: Sexo, Sector Producción, Sector Servicio, Tasa de interés, Calificación Interna, Calificación de la Superintendencia Bancaria, Zona, Situación, Rango de monto, Rango morosidad, Cantidad de empresas.</p>	<p>Y: 0 y 1 Sexo: 0 y 1 Sector Producción: 0 y 1 Sector Servicio : 0 y 1 Tasa de interés: Porcentaje (%) Calificación SBS: 0 y 1 Rango del monto: 0 y 1 Rango morosidad: 0 y 1 Zona: 0 y 1 Situación: 0 y 1 Calificación interna: 0 y 1 Cantidad de empresas: Del 1 al 10</p>	<p>Hipótesis general: El modelo logístico propuesto es significativo y sirve como herramienta útil para evaluar la incidencia de las variables en la posibilidad del default de los créditos en el caso de la financiera Proempresa.</p> <p>Hipótesis específicas:</p> <p>Las variables características del cliente sexo y zona son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.</p> <p>Las variables de impacto sector servicio, sector producción y cantidad de empresas son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.</p> <p>Las variables financieras tasa de interés, rango de morosidad y rango de monto son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.</p> <p>Las variables características del crédito calificación interna, calificación SBS y situación del préstamo son significativas para el modelo logístico propuesto como herramienta útil para evaluar su incidencia en el default de créditos en el caso de la financiera Proempresa y se les debe tomar mayor importancia, ya que son determinantes en la explicación de los resultados.</p>	<p>Alcance temporal: histórico Naturaleza: Crítico-evaluativa Alcance de la investigación: Explicativa Hipótesis: Segundo grado.</p>	<p>Muestra de pago histórico de 34492 clientes del periodo de enero del 2017 a enero del 2018 de pequeña y microempresa en el departamento de Lima en la Financiera ProEmpresa.</p>

Elaboración propia

PROPUESTA DE UN MODELO LOGIT PARA EVALUAR EL RIESGO CREDITICIO EN EMPRESAS FINANCIERAS: CASO DE LA FINANCIERA PROEMPRESA

INFORME DE ORIGINALIDAD

9%

INDICE DE SIMILITUD

8%

FUENTES DE INTERNET

2%

PUBLICACIONES

8%

TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1

Submitted to Pontificia Universidad Catolica del Peru

Trabajo del estudiante

1%

2

Submitted to Universidad San Ignacio de Loyola

Trabajo del estudiante

<1%

3

Submitted to Universidad de Lima

Trabajo del estudiante

<1%

4

gestion.pe

Fuente de Internet

<1%

5

hdl.handle.net

Fuente de Internet

<1%

6

repositorio.usil.edu.pe

Fuente de Internet

<1%

7

Submitted to Universidad Cesar Vallejo

Trabajo del estudiante

<1%

8

Submitted to Universidad ESAN -- Escuela de

	Administración de Negocios para Graduados Trabajo del estudiante	<1%
9	Submitted to Esumer Institucion Universitaria Trabajo del estudiante	<1%
10	dspace.ucuenca.edu.ec Fuente de Internet	<1%
11	Submitted to Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales (FLACSO) - Sede Ecuador Trabajo del estudiante	<1%
12	revistas.intec.edu.do Fuente de Internet	<1%
13	bcb.gob.bo Fuente de Internet	<1%
14	www.lepnetwork.net Fuente de Internet	<1%
15	Submitted to Universidad Andina del Cusco Trabajo del estudiante	<1%
16	Submitted to Universidad Santo Tomas Trabajo del estudiante	<1%
17	jupiter.utm.mx Fuente de Internet	<1%
18	tesis.pucp.edu.pe Fuente de Internet	<1%

dspace.esPOCH.edu.ec

19	Fuente de Internet	<1%
20	repositorio.esan.edu.pe Fuente de Internet	<1%
21	doi.org Fuente de Internet	<1%
22	www.worldscientific.com Fuente de Internet	<1%
23	Submitted to Universidad Catolica de Avila Trabajo del estudiante	<1%
24	repositorio.ucv.edu.pe Fuente de Internet	<1%
25	repository.ucatolica.edu.co Fuente de Internet	<1%
26	repository.eafit.edu.co Fuente de Internet	<1%
27	www.scribd.com Fuente de Internet	<1%
28	Submitted to Universidad Carlos III de Madrid Trabajo del estudiante	<1%
29	Submitted to UNILIBRE Trabajo del estudiante	<1%
30	es.scribd.com Fuente de Internet	<1%

31	Submitted to Universidad Nacional del Centro del Peru Trabajo del estudiante	<1 %
32	www.produccioncientificaluz.org Fuente de Internet	<1 %
33	repositorio.uss.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
34	journal-jger.springeropen.com Fuente de Internet	<1 %
35	Submitted to Universidad Católica San Pablo Trabajo del estudiante	<1 %
36	www.gerenteperuano.com Fuente de Internet	<1 %
37	Submitted to Universidad ICESI Trabajo del estudiante	<1 %
38	Submitted to Consorcio CIXUG Trabajo del estudiante	<1 %
39	Submitted to Universidad de San Martín de Porres Trabajo del estudiante	<1 %
40	epublications.marquette.edu Fuente de Internet	<1 %
41	microfinanzasdirecto.blogspot.com Fuente de Internet	<1 %

42	repositorio.unfv.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
43	www.sbs.gob.pe Fuente de Internet	<1 %
44	repositorio.lamolina.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
45	economyaytecnologiaentrujillo.blogspot.com Fuente de Internet	<1 %
46	Marco Ticciati. "Modelling EA banks default rates with jointly spanned and unspanned interest rates and unspanned BEI rates", Risk Governance and Control: Financial Markets and Institutions, 2020 Publicación	<1 %
47	woe.mruni.eu Fuente de Internet	<1 %
48	www.eafit.edu.co Fuente de Internet	<1 %
49	pt.scribd.com Fuente de Internet	<1 %
50	www.consorcio.org Fuente de Internet	<1 %
51	iriartelaw.com Fuente de Internet	<1 %

52	repositorio.ulima.edu.pe Fuente de Internet	<1%
53	Submitted to Universidad Técnica de Machala Trabajo del estudiante	<1%
54	Submitted to Swiss Management Center Trabajo del estudiante	<1%
55	documents.mx Fuente de Internet	<1%
56	www.mysciencework.com Fuente de Internet	<1%
57	repositorio.cesa.edu.co Fuente de Internet	<1%
58	Submitted to University of Oxford Trabajo del estudiante	<1%
59	repositorio.urp.edu.pe Fuente de Internet	<1%
60	www.uia.mx Fuente de Internet	<1%
61	bibliotecas.unsa.edu.pe Fuente de Internet	<1%
62	Submitted to Universidad Tecnológica del Perú Trabajo del estudiante	<1%
63	Submitted to Instituto de Empress S.L. Trabajo del estudiante	<1%

		<1%
64	www.mef.gob.pe Fuente de Internet	<1%
65	ruja.ujaen.es Fuente de Internet	<1%
66	Submitted to Universidad Peruana de Las Americas Trabajo del estudiante	<1%
67	sitios.vtte.utem.cl Fuente de Internet	<1%
68	Submitted to Barcelona School of Management Trabajo del estudiante	<1%
69	Liu, Haibin. "Simulation of lateral transshipment in order delivery under e-commerce environment", International Journal of Simulation and Process Modelling, 2016. Publicación	<1%
70	sociales.redalyc.org Fuente de Internet	<1%
71	dialnet.unirioja.es Fuente de Internet	<1%
72	Submitted to Universidad Inca Garcilaso de la Vega Trabajo del estudiante	<1%

73	www.upo.es Fuente de Internet	<1 %
74	www.acuerdonacional.gob.pe Fuente de Internet	<1 %
75	www.coursehero.com Fuente de Internet	<1 %
76	www.oitchile.cl Fuente de Internet	<1 %
77	www.elperuano.pe Fuente de Internet	<1 %
78	www.fce.unal.edu.co Fuente de Internet	<1 %
79	repositorio.uladech.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
80	www.scielo.org.pe Fuente de Internet	<1 %
81	Submitted to Universidad Continental Trabajo del estudiante	<1 %
82	Submitted to Universidad Católica de Santa María Trabajo del estudiante	<1 %
83	creativecommons.org Fuente de Internet	<1 %

84	cemla.org Fuente de Internet	<1%
85	bdigital.unal.edu.co Fuente de Internet	<1%
86	www.fundar.org.mx Fuente de Internet	<1%
87	ciencia.lasalle.edu.co Fuente de Internet	<1%
88	repositorio.unp.edu.pe Fuente de Internet	<1%

Excluir citas

Activo

Excluir coincidencias

< 10 words

Excluir bibliografía

Activo