



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

Scoring de gestión de riesgos para reducir el índice de mora de la
financiera Micredit Perú SAC del distrito de alto Trujillo, 2020

AUTOR:

Br. Ríos Bocanegra, Luis Fernando (ORCID: 0000-0002-9171-5911)

ASESOR:

Mg. Ulloa Bocanegra, Segundo Gerardo (ORCID: 0000-0003-1635-9563)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

SISTEMA DE GESTIÓN EMPRESARIAL Y PRODUCTIVA

TRUJILLO - PERÚ

2020

DEDICATORIA

El presente trabajo va dedicado para toda mi familia, amigos, y profesores por darme un constante apoyo durante mi etapa universitaria.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por darme la fortaleza de realizar este trabajo, a mis padres Giordana Bocanegra Merino y Luis Ríos Abanto, a mi abuela Mirian Merino Sánchez.

A mi tío Wilfredo Bocanegra Merino por apoyarme incondicionalmente en este recorrido.

Al profesor, amigo y entrenador de baloncesto Ángel Chávez Oviedo, por el apoyo durante mi carrera universitaria.

A la micro financiera MicreditPerú S.A.C, por apoyarme con la información para el desarrollo de la Tesis y por las oportunidades brindadas en el camino.

Finalmente, al Ing. Segundo Ulloa Bocanegra por la paciencia, la guía y el asesoramiento que me brindó para sacar adelante este trabajo.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Carátula.....	i
Dedicatoria	ii
Agradecimiento	iii
Indice.....	iv
Resumen.....	¡Error! Marcador no definido.
i. INTRODUCCIÓN.....	1
ii. MARCO TEÓRICO.....	5
iii. METODOLOGÍA.....	15
3.1 Tipo y diseño de investigación.....	15
3.2 Variables y operacionalización	16
3.3 Población, muestra y muestreo	16
3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos	17
3.5 Procedimientos.....	17
3.6 Métodos de análisis de datos	19
3.7 Aspectos éticos	19
iv. RESULTADOS	19
4.1 Elaborar un diagnóstico de la cartera morosa de microcredit.....	19
4.2 Aplicar herramienta de toma de decisiones.....	21
4.3 Realizar la interfaz del scoring.....	30
4.4 Análisis económico.....	31
v. DISCUSIÓN.....	34
vi. CONCLUSIONES.....	37
Referencias bibliográficas	39
Anexos	1

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Técnicas e instrumentos -----	17
Tabla : Porcentaje de morosidad en micredit-----	19
Tabla 3: Pomparación de % de morosidad entre micredit y las entidades promedio de edpymes -----	20
Tabla 4 Resumen de procesamiento de casos -----	21
Tabla 5: Información de red neuronal -----	22
Tabla 6: Estimaciones de las variables -----	23
Tabla 7 Importancia de las variables independientes -----	24
Tabla 8: Modelo logit-----	29
Tabla 9: Análisis económico 2015-2019-----	31
Tabla 10: Análisis de los egresos-----	33
Tabla 11: Análisis de los saldos periodo 2015-2019 -----	33

ÍNDICE DE GRÁFICOS

GRÁFICOS 1: Comparación de ratios de morosidad	20
GRÁFICOS 2: Red neuronal en programa Microsoft Azure	26
GRÁFICOS 3 : Scored Labels – Redes Neuronales	27

RESUMEN

En el presente trabajo se busca realizar una propuesta de la implementación de un scoring con la finalidad de reducir el índice de mora crediticia en la financiera MicrediPeru SAC, en el sector del Alto Trujillo en el año 2020, la investigación es de diseño no experimental – transversal descriptivo y de tipo aplicada.

El estudio tiene como población la cartera de crédito en estado de mora de la financiera MicreditPerú, en el Alto Trujillo, para ello se realizó técnicas de observación y recojo de datos, se elaboró una comparación de la morosidad de la compañía financiera y el promedio de morosidad general de las edypymes, obtenidos de la base de datos de la SBS.

Se aplicó herramienta que ayuda a la toma de decisiones con la finalidad de obtener las variables o causas que más resaltan la morosidad, además se obtuvo la cifra de los coeficientes o pesos de importancia de cada variable, que posteriormente se les colocó dentro del scoring hecho en el programa excel.

Por último, se realizó un análisis económico para saber si el proyecto es sustentable.

Palabras clave: Scoring, morosidad, riesgo crediticio, redes neuronales, logit.

ABSTRACT

This paper seeks to make a proposal for the implementation of a scoring in order to reduce the default rate in the financial company MiCreditPeru SAC in the Alto Trujillo sector in 2020, the research is of a non- experimental design – descriptive transversal and applied type.

The study has as population the loan portfolio in arrears of the financial company Micredit in Alto Trujillo, for this, observation techniques and data collection were carried out, a comparison of the delinquency of the financial company and the average of general delinquency of the edypymes, obtained from the SBS database.

A tool was applied that helps decision-making in order to obtain the variables or causes that most highlight the delinquency, in addition, the figure of the coefficients or importance weights of each variable was obtained, which was later placed within the scoring made in Excel program.

Finally, an economic analysis was carried out to find out if the project is sustainable.

Keywords: Scoring, delinquency, credit risk, neural networks, logit

I. INTRODUCCIÓN

Dentro del campo financiero siempre se convive con una problemática muy común entre las entidades como lo es la morosidad crediticia, y las grandes potencias mundiales no son ajenas a ello, por ejemplo en China, el índice de morosidad aumentó 7 centésimas con un 1.74%, el volumen de créditos impagados en las estadísticas de las entidades financieras de la segunda economía mundial, se incrementó en 18.300 millones de yuanes a lo que equivale a 2700 millones de dólares (Investing.com, 2017, p. 5-9). Por otro lado, en la unión europea el país que más índice de morosidad presentó en los últimos 10 años fue España, llegando hasta el 10.7% en ratios morosos (Fernandez, 2016, p.14-15). Los estudios revelan también que las distintas causas que provocan la morosidad y el porcentaje sobre el total de los impagados fueron por: “retrasos en el pago intencionales”, “dificultades financieras en el deudor”, “falta de eficacia administrativa del deudor”.

En América latina, el país que tuvo mayor índice de morosidad fue Brasil con un 3.8%, le sigue Colombia con 3.2% y en tercer lugar está Ecuador con 2.6%, el promedio general de las ratios de morosidad es de 2.5% (BCRP, 2018, p.1).

En el Perú se dice que hubo un incremento en ratios de morosidad según los periodos de incumplimiento de 5.31% a 9% en el sector de las pequeñas empresas y en las medianas llegó hasta 7.1% (SBS, 2019, p.11).

Se sostiene que las causas de la morosidad fueron por múltiples factores tanto cuantitativos y cualitativos desde una evaluación de sus estados financieros hasta la evaluación del comportamiento del mismo cliente o también problemas con su mismo entorno social. Por lo tanto, para determinar una evaluación de créditos solicitados se tuvo que optar por variables, según la entidad lo crea pertinente, manejar estándares de evaluación y cuantificarlas según el grado de importancia fue una buena manera de contrarrestar dicha problemática (Aguilar & Camargo, 2004, p. 25-28).

Según Alberto Morisaki, gerente de Estudios Económicos de Asbanc, afirmaba para el diario el Comercio, que el incremento de la morosidad estaba asociado al bajo dinamismo de la economía peruana, acompañado con los bajos resultados en la generación de empleo formal en el país, también se debió

mucho al crecimiento de negocios informales que no cuentan con un soporte para poder optar por un crédito (Sanchez, 2018, p. 5).

Sin embargo, el banco central de Reserva del Perú indicó que las entidades financieras tomaran medidas correctivas con respecto a su política crediticia, tales como los cambios de modelo de calificación de riesgo del deudor, es decir que las entidades financieras manejen sus propios estándares y variables de riesgo crediticio mediante un evaluador “**scoring**” (BCRP, 2018 p. 42).

En el sector financiero de La Libertad, el índice de morosidad llegó hasta 3.67% hasta el mes de diciembre del 2018, la morosidad en la Región de la Libertad se debe a la falta de información del cliente que solicita dicho crédito (Burgos, 2018, p. 3).

Actualmente por la coyuntura del Covid – 19, el campo financiero a empezado a generar dudas con respecto al cumplimiento de los créditos desembolsados durante los años, según la página de la (SBS, 2020, p. 40) las empresas del sistema financiero pueden modificar las condiciones contractuales de varios métodos de crédito de manera general, sin tener que contactar a cada cliente por separado, y esta modificación no constituirá refinanciamiento (o se reduce la calificación crediticia del deudor). El vencimiento total no excede los seis (6) meses del vencimiento original y la fecha de pago del deudor es la más reciente a la fecha de la declaración de emergencia. Por otro lado, se pronostica un aumento de la tasa de morosidad en lo que corresponde el presente año y el 2021; por ejemplo, a nivel internacional se prevé que en España el mercado de deuda hipotecaria crecerá un 40% respecto a los actuales 84.400 millones de euros, lo que supone un 7% en doce meses. De esta forma, el mercado europeo pasará de los actuales 84,4 mil millones de euros a 12 billones a 150 mil millones de euros. Actualmente, España tiene una participación del 13,2% en el mercado europeo de bonos hipotecarios, solo superada por Italia (137,2 mil millones de euros y 21,5%), y Francia (123,7 mil millones de euros, 19,4%). Según datos de la Autoridad Bancaria Europea (EBA), Grecia no está lejos (79.200 millones de euros, el 12,4% del mercado). En Alemania, esta cifra ronda los 30.000 millones, mientras que en Reino Unido supera los 50.000 millones, aunque se espera que aumente en los próximos años debido al Brexit, 'referencia al proceso de salida de Reino Unido de la Unión Europea'. (Miguel, 2020, p. 12)

En el Perú, durante el contexto Covid-19 según la investigación de (Ramírez,

2020, p.4) se concluye que el virus Covid-19 provocó un aumento de la morosidad en la cartera de crédito directo durante marzo y abril, el valor obtenido fue superior a lo obtenido en el 2018 y 2019.

La financiera Micreditperú ubicada en el distrito de Alto Trujillo presenta un alto índice de morosidad en sus clientes, demostrando una gran deficiencia a la hora de evaluar las solicitudes de créditos, la empresa actualmente cuenta con una serie de restricciones expresados en una ley de créditos y cobros, sin embargo con el pasar del tiempo no se observó una recuperación con respecto al índice de morosidad, principalmente de los usuarios de la sede de Alto Trujillo; la financiera cuenta también con una base de datos muy semejante a un scoring, pero este no cuenta con un contador de probabilidades de mora: segmentación de los clientes, posición histórica actualizada y principalmente no cuenta con información de personas que son nuevas dentro del sistema financiero dejando incertidumbre, si aprobar o no una solicitud de crédito.

Mi CreditPeru tiene un alto índice de morosidad en el sector de Alto Trujillo con 6.9% en ratios de morosidad a comparación del promedio general en la región de la Libertad. El motivo o la causa de la morosidad son por diversas razones como la falta de eficiencia a la hora de valorar una petición de crédito, falta de conocimientos por parte de los analistas de créditos, se ha encontrado clientes morosos que no cumplen con los requisitos mínimos para poder obtener un crédito, lo que quiere decir que hubo incumplimiento con el reglamento. Anteriormente y actualmente la empresa está pasando por este problema ([Ver Anexo B-4](#)) a raíz de la coyuntura Covid-19, se puede observar una alta rotación de personal, especialmente por los analistas, en consecuencia, se presenta mucha inexperiencia por parte del personal en la sede de Alto Trujillo, para conocer la realidad social del sector. Y así como hay problemas cuantitativos también se observa de manera cualitativa, como el comportamiento de pago por parte de los clientes del Alto Trujillo tiene una gran diferencia con los clientes de otras sedes; cabe recalcar que esta zona en donde se hace la investigación es completamente nueva para las entidades financieras. Desde un punto de vista neutral se pudo detectar algunos factores o límites para poder tener en cuenta a la hora de evaluar un crédito: Validación de datos, Situación actual del cliente, historial crediticio del cliente y de sus familiares cercanos, estado civil, reporte de costos y presupuestos del hogar en la que habita el

cliente entre otros factores que se toman en cuenta según el reglamento de la misma empresa. Es por esto que **esta investigación se va a enfocar en cómo reducir el índice de mora** hasta llevarlo a un estado óptimo posible dentro de las probabilidades, teniendo en cuenta aspectos cuantitativos y cualitativos, expresados en porcentaje para poder tener una mayor confianza a la hora de dar un crédito

El problema encontrado dentro de la investigación es **¿De qué manera la propuesta de un scoring crediticio para la “gestión de riesgos” ayudará con el índice de morosidad de la financiera MiCreditPeru SAC del distrito del Alto Trujillo-2020?**

Esta investigación se justifica teóricamente porque se utilizaron conceptos de Scoring crediticio, gestión de riesgos y toma de decisiones, también se usó como referencia investigaciones e información de diversos autores que brindan una posible solución a la problemática presente en la financiera teniendo como resultado reducir el índice de morosidad. Por otra parte, se justifica metodológicamente porque a través de una aplicación de un scoring de gestión de riesgos crediticio se busca reducir una posibilidad de impago (Llanos, 2016 p. 163-168)

El objetivo general de este proyecto es proponer la elaboración de un Scoring de Gestión de Riesgos Crediticios para reducir el índice de morosidad de los créditos en la financiera MiCreditPeru del distrito de Alto Trujillo. Los objetivos específicos de esta investigación será realizar un diagnóstico de la cartera morosa de MicreditPeru y compararlo con las ratios de morosidad de la data obtenidos de la SBS del sector Edpymes, luego como segundo objetivo se aplicará herramientas para la toma decisiones (Logit y redes neuronales) con el programa SPSS y Microsoft Azure, con la finalidad de filtrar variables para tomarlas en cuenta dentro del scoring y resaltar su grado de importancia y posteriormente aplicar la fórmula de Basilea II sobre regresión logística. Como tercer objetivo se realizará la interfaz del scoring de gestión de riesgos crediticios y finalmente se elaborará un estudio económico y financiero.

II. MARCO TEÓRICO

En la presente investigación se ha elegido trabajos y artículos con la finalidad de tener una referencia, guías y poder realizar una comparación.

En el contexto internacional para Gutiérrez (2016), con su investigación “A social and environmental approach to microfinance credit scoring. *Journal of Cleaner Production*”, propone un sistema de apoyo a la toma de decisiones para facilitar la emisión de microfinanzas a través de una evaluación multi estándar. El sistema recopila la experiencia de los oficiales de crédito y maneja información incompleta e intangible. El modelo ha sido probado en instituciones microfinancieras. El documento muestra cómo las pequeñas instituciones incluyen temas sociales y ambientales en sus sistemas de toma de decisiones para evaluar las solicitudes de préstamos. Se descubrió una brecha en la preferencia entre los miembros de la junta con motivación social y los gerentes y oficiales de crédito financieramente a la deriva.

De igual forma, Feng-Hui (2016) en su artículo científico “Interacting default intensity with a hidden Markov process” Se propone un método de filtrado para extraer el estado básico de un proceso de observación dado. Este método se puede aplicar a varios problemas. En base en este modelo se pudo derivar la distribución conjunta de múltiples tiempos de incumplimiento, sin hacer suposiciones estrictas sobre la forma de la intensidad de incumplimiento.

Para el 2018, JADHAV, Swati; HE, Hongmei; JENKINS, Karl en su investigación con título, “Information gain directed genetic algorithm wrapper feature selection for credit rating. *Applied Soft Computing*”, propone un trabajo con un nuevo método para la selección de características en aplicaciones de calificación crediticia, llamado Algoritmo de selección de características impulsadas por la ganancia de información (IGDFS), que realiza una clasificación de características basada en la ganancia de información y propaga características a través del contenedor GA (GAW), que utiliza tres algoritmos clásicos de aprendizaje automático KNN, Naive Bayes y Support Vector Machine (SVM) para la calificación crediticia. La primera etapa de selección de características guiada por la ganancia de información puede ayudar a reducir la complejidad computacional de la envolvente de GA, mientras que la ganancia de información con características seleccionadas de IGDFS puede indicar su importancia para la toma de decisiones.

Una de las aplicaciones más interesantes relacionadas con el uso de técnicas de medición del riesgo de crédito es la propuesta por autores como Walke(2018), en su artículo “Risk-based loan pricing consequences for credit unions” quienes utilizan la probabilidad de incumplimiento derivada del modelo de riesgo de crédito, como para los usuarios de las cooperativas de crédito. La entrada de la segmentación de la base de datos para establecer una estrategia de tipos de interés basada en el nivel de riesgo crediticio (la denominada estrategia de precios de riesgo).

Entre las publicaciones más recientes encontradas en los textos se encuentran Bülbül (2019) en su artículo “Model for the estimation of impairment due to credit risk“- China, quienes realizaron un análisis integral de los determinantes de la adopción de prácticas relacionadas con la gestión del riesgo de crédito en las instituciones bancarias financieras alemanas. Los autores creen que la complejidad de las herramientas utilizadas en el sistema de gestión de riesgo crediticio del banco en estudio es fundamentalmente el resultado del nivel de competencia y la concentración del mercado crediticio.

GOH, R. Y.; LEE, en 2019 con su trabajo “Lai Soon. Credit scoring: a review on support vector machines and metaheuristic approaches. Advances in Operations Research”, nos informa sobre la tecnología de inteligencia artificial (IA) ha mostrado un desempeño de calificación crediticia exitoso. Las máquinas de vectores de apoyo y los métodos metaheurísticos han recibido una atención constante por parte de los investigadores para establecer nuevos modelos crediticios.

La discusión principal se basa en dos aspectos principales, a saber, el tipo de modelo de resolución de problemas y el procedimiento de evaluación. Luego, además de resumir los resultados experimentales pasados en conjuntos de datos públicos, el modelado híbrido es el método más avanzado de los dos métodos. Parece ser que los países asiáticos son los más propensos en realizar este tipo de investigación scoring, por ejemplo. ZHANG, Wenyu; HE, Hongliang; ZHANG, Shuai, con su investigación “A novel multi-stage hybrid model with enhanced multi-population niche genetic algorithm: An application in credit scoring. Expert Systems with Applications” (2019), nos explica, que, en los últimos años, las tecnologías de inteligencia artificial y aprendizaje automático han avanzado considerablemente. El modelo de calificación crediticia es una aplicación típica de la tecnología de inteligencia

artificial y aprendizaje automático. En esta investigación, proponemos un novedoso modelo híbrido de múltiples etapas que combina la selección de características y la selección de clasificadores para obtener características óptimas.

Otra investigación de estos países es la de GUO, Yan, (2019).” A novel multi-objective particle swarm optimization for comprehensible credit scoring. *Soft Computing*, 2019, donde expone un novedoso modelo, el cual está relacionado con el puntaje crediticio, es aquí el uso de una herramienta importante para que los bancos y las instituciones financieras midan el riesgo crediticio. El análisis discriminante lineal (LDA, por sus siglas en inglés) clasifica a cada solicitante de crédito con un punto de corte basado en sus puntajes. Este es un método comprensible y confiable en el campo de la calificación crediticia. Este documento propone un novedoso algoritmo de optimización de enjambres de partículas multiobjetivo para la calificación crediticia (MOPSO-CS), y MOPSO-CS se enfoca en mejorar el modelo de calificación crediticia basado en LDA desde tres aspectos: (i) Construcción de un modelo crediticio más preciso Nivel, fácil de explicar; (ii) Encontrar el límite más apropiado para distinguir entre clientes con "buen crédito" y "mal crédito"; (iii) Mejorar la sensibilidad del clasificador optimizando enjambres de partículas multiobjetivo.

LUO, Cuicui. “A comprehensive decision support approach for credit scoring. *Industrial Management & Data Systems*” 2019.

El rendimiento predictivo del nuevo método se ha estudiado utilizando datos que contienen números y texto. Los resultados muestran que, en la mayoría de los casos, este método puede lograr una precisión de clasificación mejor y más estable que un clasificador separado. Al mismo tiempo, este método mejora la precisión de predicción de clasificadores individuales. Originalidad / Valor Esta investigación proporciona un modelo integral para la calificación del riesgo crediticio y proporciona información valiosa sobre la literatura existente sobre la calificación crediticia mediante el uso de inteligencia artificial.

Y lo más actual es esta investigación de XIAO, Jin, con su investigación “Cost-sensitive semi-supervised selective ensemble model for customer credit scoring. *Knowledge-Based Systems*,” (2020) Propuso la red neuronal, como método grupal de manipulación de datos (GMDH) en la detección de valores atípicos. Se utilizaron cuatro conjuntos de datos de clasificación de clientes diferentes para realizar experimentos. Los resultados muestran que el modelo

GOD puede eliminar de manera efectiva los valores atípicos existentes, generalmente funciona significativamente mejor. Esto indica que la eliminación de valores atípicos puede mejorar eficazmente la precisión de clasificación del modelo de clasificación entrenado.

Rocca (2018) en su tesis: "Scoring Crediticio para disminuir el índice de morosidad en el banco Santo Domingo S.A.C, 2018", para el tecnológico de Costa Rica, se analizó las causas primordiales que consideran las instituciones financieras a la hora de evaluar un crédito moroso y desarrollaron un estudio empírico realizado a 73 estimadores de riesgos de entidades prestamistas peruanas. Los efectos mostraron que entre los criterios mejor valorados por los analistas a la hora de tomar se encuentran los indicadores de liquidez y endeudamiento del empresario y que no aparezcan en registro de impagos como el INFOCORP, asimismo esta investigación aporta conocimiento de variables de situación y contexto actual de los clientes que solicitan créditos, así como también situación actual dentro del mercado laboral.

En el contexto nacional según Rodríguez (2018) en su tesis "Modelo credit scoring para obtener la probabilidad de impago de créditos personales futuros y reducir el índice de mora en la empresa Servicios Financieros Grupo Buro, Huaraz 2018" VALWALKE final en el otorgamiento o negación de la petición del monto pedido, este permite obtener la probabilidad de impago, siendo capaz de predecir correctamente a un 76%; para los casos en que predice que el cliente si pagara acierta en un 91.4% y en el caso de predecir que el cliente no pagara acierta en un 40%. Asimismo, el resultado del scoring aplicado en el grupo Buro fue reducir el índice de morosidad a comparación del año anterior el índice de morosidad redujo de 6.1% a 5.7%. Por consiguiente, esta investigación aporta en mi proyecto conocimientos de probabilidades y aspectos de evaluación a la hora de solicitar un crédito.

De igual manera Herran (2009). En su tesis "Evaluación Crediticia aplicando un modelo de Credit Scoring en el ámbito micro empresarial: caso CMAC Paita". Se colocó a valorar la posibilidad de incumplimiento de pago de un usuario en relación a un conjunto de características, manejando la metodología "Credit Scoring"; la cual se maneja en casi todos los casos para evaluar personas que tienen micro y pequeñas empresas ya que las grandes se analizan con sistemas de rating. Una buena aproximación de estas credibilidades resulta muy

significativa para que la CMAC Paita reduzca sus pérdidas de morosidad. La aplicación del modelo credit scoring redujo en un 1.5% el índice de ratios morosos de la cartera de créditos en la caja municipal de Paita en los primeros 2 años, por consiguiente, esta investigación aporta conocimientos de segmentación hacia los clientes para identificar los patrones y perfiles en la cual se caracteriza un cliente moroso.

Asimismo la tesis realizada de García (2014) "La gestión del riesgo crediticio y su incidencia en la morosidad de la agencia del Porvenir del Banco Azteca en el año 2014"- Porvenir-Trujillo en la indagación el autor pretende medir el incidente de la gestión de riesgo Crediticio en la morosidad de la agencia del Porvenir del Banco Azteca en el año 2015, el cual basado en una información de un año de periodo de estudio y usando modelos credit. Asimismo, el índice de morosidad se redujo de 6.1% a 5.8%, poniéndole más énfasis a las variables como, por ejemplo: La edad, estado civil, monto desembolsado y tiempo de trabajo, finalmente todos estos datos recaudados se les impone una restricción basado en estudios según el contexto actual y realidad problemática del sector del Porvenir. Por consiguiente, esta investigación aporta de manera cuantitativa basada en variables de acuerdo al reglamento de cobranzas.

Según Valle (2015) en su tesis "Validez de pronóstico del Modelo Credit Scoring en la micro financiera". Para el estudio, la autora realiza la estimación en base al total de créditos del mes en MYPE de clientes recurrentes, desembolsados durante el periodo de octubre del 2009 hasta Setiembre del 2010 siendo un total de 11804 créditos de los cuales 2951 fueron incumplidos, se consideró 22 variables independientes para el pronóstico a través de un "modelo de regresión logística" de la probabilidad de incumpliendo de los clientes. Al final el resultado de la aplicación del credit scoring es utilizado como una herramienta con el fin de tomar una buena decisión reduciendo en un 1.8% la tasa de morosidad por lo tanto esta investigación aporta conocimientos de comportamiento del cliente de manera cualitativa y cuantitativa.

Para este proyecto se estará aplicando conceptos de Seguimiento y Evaluaciones de créditos que es un proceso sistemático que resume y aísla datos informáticos con el fin de confrontar los desarrollos conseguidos en proporción a las inclinaciones y guías, se acomoda a las estrategias y se basa en las decisiones referentes al control del proyecto. (MORENO, 2019, p. 4-5)

“Scoring Crediticio”, “Son técnicas de reconocimiento que se usa para organizar a personas que deseen optar una línea de crédito e incluso a los usuarios que están en empresa micro financiera, en las siguientes características de riesgo ‘buena’ y ‘mala”. “Modelos de Score Crediticio” es la representación más común de reconocer el riesgo de una línea de crédito, esto se trabaja por medio del manejo de métodos que agrupa genéricamente bajo el seudónimo de “Score”, Estos aportan a la evaluación y sirven como herramienta en las áreas de riesgo y aprobaciones de crédito”. (Henley, 1997, p. 30-45) Los credit scoring, son un conjunto de procesos cuantitativos y cualitativos que se usa para ordenar y segmentar a aquellos que solicitan crédito, incluso a los que ya son reincidentes dentro de una compañía financiera. Estos procedimientos trabajan a partir de los antecedentes de cumplimientos e infracciones (créditos castigados). “Para cada asunto, la plataforma de información de evaluación deberá tener información sobre las características de la persona que solicita el financiamiento para después interpretar una tendencia en la que se pueda vaticinar de manera relativa si una solicitud de crédito sea aceptada o rechazada, en incumplimiento en base a experiencias similares. El resultado de este proceso se le llama “pronóstico” en la que se puede expresar de dos maneras: un score numérico y una probabilidad de incumplimiento. El score numérico es una medida de tipo ordinal que confronta distintas operaciones dentro de una cartera o portafolio y la probabilidad de incumplimiento es una medida estandarizada que, siendo una probabilidad, se encuentra entre 0 y 1, por lo que generalmente es más cómodo de interpretar”. (Banco Central de la República Argentina, 2015, p. 3). Los “scores” trabajan de la mano con restricciones de evaluación que el modelo encuentra como puntos para prever el no pago del préstamo, en relación de la data que almacena la compañía que entrega el monto crediticio. Por lo tanto, la mezcla de las variables determina una probabilidad y las posibilidades de mora en base a los datos de los clientes que ingresa al sistema, y no está sometido netamente al juicio cualitativo del evaluador sino a la data del historial de cumplimientos. (Villano, 2013 p. 416-427)

Esencialmente la palabra “scoring”, se refiere al contenido del modelo al reconocer las variables significativas y concederles su respectivo puntaje, algo

que no se puede realizar de manera relativa, pues resultaría irrealizable encontrar estos patrones en la data de manera superficial, en especial cuando hay registros de varias investigaciones que lo manifiesta.

Es destacable que además de reconocer las variables con mayor significado para pronosticar morosidad, el “Scoring” elabora automáticamente las valoraciones, en lugar de una asignación por medio de criterios subjetivos. (Bautista, 2017, p.26)

El credit scoring evalúa el momento en el que se está llevando la solicitud, cuál será el desarrollo del crédito hasta su final, atendiendo al riesgo del cliente. Se evaluará a través de un modelo predictivo de comportamiento de pago mediante una puntuación que mide el riesgo de una persona natural o jurídica.

Existen dos tipos de scoring: Scoring de aprobación y Scoring de gestión o de conducta, en la cual realiza un rastreo a los usuarios ya integrados dentro de la SBS y automatiza ciertos procesos tales como: variabilidad de provisiones, gestiones de cobranza, análisis preventivo de fraude, investigación de actividades comerciales para medir ratios de consumo, lealtad y deslealtad, ingresar perfiles nuevos que nos ayude a crear un nuevo patrón de comportamiento.

El sector financiero está estandarizado bajo los acuerdos de Basilea. Estos son acuerdos de supervisión financiera, y trata de regulaciones bancarias emitidos por el “comité de Basilea de supervisión bancaria, conformados por Basilea 1, Basilea 2 y Basilea 3

Según lo que dice el acuerdo de (Basilea 2, 2020, p.12) con respecto a la probabilidad de no pago de los clientes bancarizados expresa que para realizar un scoring de gestión de riesgos se puede elaborar con diferentes herramientas.

Para esta investigación se optó aplicar el concepto de dos herramientas en específico la primera es modelo de regresión logística y red neuronal.

El modelo de regresión logística o modelo “Logit” consiste en calcular la probabilidad que tiene un cliente para pertenecer a uno de los grupos establecidos ya sea buen pagador o mal pagador, la clasificación se da directamente con el comportamiento de las variables independientes y con

interés de las entidades financieras, en resumen, esta herramienta arrojó como resultado la probabilidad de incumplimiento (Rayo, Lara & Camino, 2014, p. 42-45) la formula se expresa de la siguiente manera:

$$\text{Log} \left(\frac{p}{1-p} \right) = \beta_0 + \beta_1 + \beta_2 x_1 + \beta_3 x_3 + \dots \beta_i x_i \quad (1)$$

$$p = \frac{e^z}{1+e^z} = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (2)$$

$$z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots \beta_k x_k \quad (3)$$

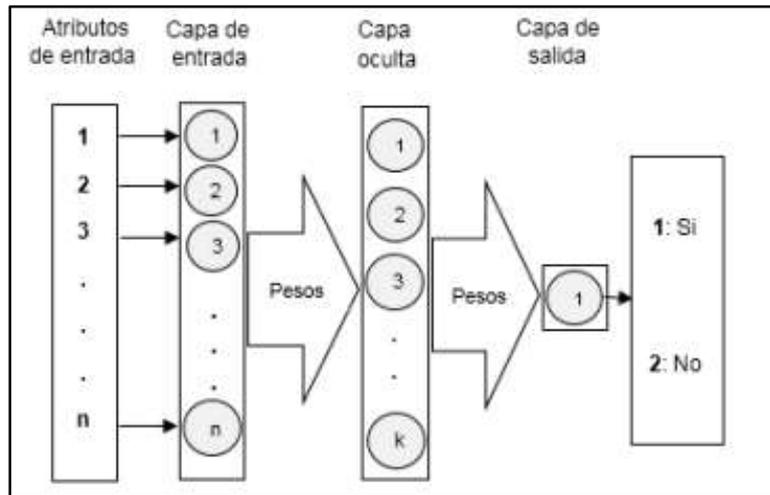
p= probabilidad de impago

β = coeficiente de cada variable

e= euler expredado en (exp)

z= Forma de la ecuacion lineal multiple

También se aplicó el concepto de redes neuronales denominada también como una técnica no paramétrica. Con esta herramienta se trató de imitar al sistema nervioso de las variables, de modo que se puede construir sistemas con cierto grado de inteligencia, está conformada por una serie de procesadores simples, llamados también como “nodos” que se encuentran interconectados entre sí. Existen 2 tipos de nodos que son de entrada y salida, los nodos de entrada se refieren a las variables que se usa para evaluar el crédito y la de salida se refiere a la variable respuesta definida como probabilidad de no pago, aplicar esta técnica nos dará como respuesta el peso o el grado de importancia para cada variable y un coeficiente que se puede usar dentro de la fórmula del modelo de regresión logística. (Peña, 2018,p. 2)



$$y = \left\{ 1 \text{ si } \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j \geq \theta_i \right\}$$

$$y = \left\{ 0 \text{ si } \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j \leq \theta_i \right\}$$

La morosidad bancaria se refiere a la situación en la que el deudor se retrase en 3 meses de pago principal o por intereses de la deuda. (SBS, 2019, p.17), cuando la deuda supera el tiempo de 3 meses se le denomina como crédito fallido o crédito irrecuperable y posteriormente se elimina de la contabilidad de morosos y desembolsan el monto de las provisiones para que la empresa crediticia equilibre sus estados financieros.

En el sector financiero, el índice de morosidad mide el monto de crédito que se considera moroso, sobre el monto total de préstamos y crédito empresarial otorgado por instituciones financieras.

$$\text{Indice Mora} = \frac{\text{Cartera morosa}}{\text{Cartera total de clientes}}$$

El concepto de provisiones se refiere a la cantidad de recursos guardados con la finalidad de cubrir las posibles pérdidas de la empresa. (SBS, 2018, p.25)
Segmentación de clientes morosos, es la selección de grupos de clientes con

perfiles similares o un grupo considerablemente llamativo en la cual se pueda identificar la principal causa de la morosidad (J. García 2017, p.17).

Las actividades más famosas de las instituciones financieras, como la captación y reajuste de nuevos clientes, tienen varios riesgos relacionados con el incumplimiento de los compromisos crediticios y referidos a la solvencia del prestatario (Alexandre, 2013, p.2) Las entidades financieras utilizan diversos tipos de información a la hora de establecer si aprueban los préstamos a potenciales prestatarios y definen las características del acuerdo de préstamo a alcanzar con el cliente (Agarwal, Ambrose & Chomsisegpht 2013, p. 1). Por tanto, el acceso a la información es la función básica de los intermediarios financieros, lo que permite a los intermediarios financieros tener una mejor comprensión de los prestatarios, lo que puede eliminar proyectos de menor calidad (Karapetyan, 2014, p.30)

Por otro lado, en el campo de la inteligencia artificial, tenemos las redes neuronales, que es un modelo computarizado basado en un conjunto de unidades simples o neuronas artificiales. En este caso, cada sistema puede funcionar de forma independiente y tener una determinada capacidad de aprendizaje en eventos observados. El sistema de red neuronal consta de varias capas con direcciones hacia adelante y hacia atrás. Después del proceso de aprendizaje y capacitación, la red puede convertirse en un solucionador especial, pero se deben realizar muchas iteraciones. (Zhu, 2016, p.4).

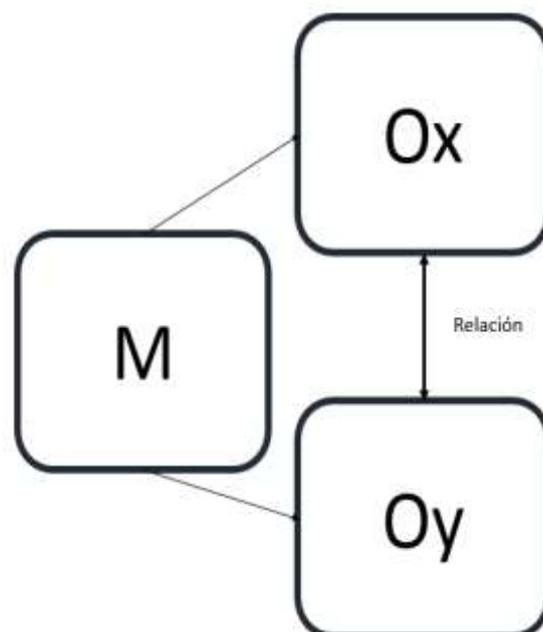
(Karapetyan, 2014 p.14) Y (Dilsh, 2015 p.18). Plantean otro punto de vista, es decir, utilizan dos técnicas estadísticas que se pueden comparar técnicas tradicionales y modernas.

Al final tenemos al valor actual neto, es decir, el valor del flujo de efectivo neto del proyecto se obtiene utilizando la tasa de oportunidad de rentabilidad mínima requerida por el plan proyectado. Si el VAN del proyecto es mayor o igual a 0, el plan es factible Si es inferior, será rechazado. Considerando otras opciones de inversión de menor riesgo, puede saber si es factible invertir en un determinado negocio. La Tasa Interna de Retorno (TIR) es una medida de la viabilidad de un proyecto o empresa y determina el porcentaje de rentabilidad del último cobro y pago generado por la inversión. (Torres, 2020, p.

III. METODOLOGÍA

3.1 TIPO Y DISEÑO DE INVESTIGACIÓN

El presente proyecto de investigación según CONCYTEC será de tipo aplicada, ya que se usarán herramientas para la toma de decisiones y será presentada como propuesta a la financiera MicreditPeru con el fin de resolver su problemática, también porque incluirá recomendaciones o sugerencias para la implementación del scoring (Teodoro, 2018, p. 3)



M: Cartera de clientes en estado de mora

Ox: Implementación del Scoring

Oy: Evaluación óptima de las solicitudes de crédito

Por su objetivo es de diseño no experimental – transversal descriptivo ya que se va a realizar una propuesta para la implementación de un Scoring de Gestión de Riesgos crediticio (variable independiente) para reducir el índice de morosidad (variable dependiente)

3.2 Variables y Operacionalización

Variable independiente: Scoring de Gestión de Riesgos es un conjunto de procesos estadísticos. Se usa para segmentar u ordenar a las personas que solicitan una línea de crédito, incluido a las personas que son recurrentes de la entidad financiera, en los tipos de riesgo “aceptable” e “inaceptable”. Estos sistemas trabajan a partir del dato histórico bancarizado. Para cada caso, la data o historial semejante tendrá que contener data de la peculiaridad de la persona que solicita crédito para poder entender un esquema que alcance predecir del modo cualitativo si una petición de crédito se acepta o se le rechaza, esta información será en base a experiencias parecidas. (Banco Central de la República Argentina, 2007, p. 3). Variable dependiente: Índice de morosidad, cuyo concepto es la medición del porcentaje de créditos en riesgo en relación a la cartera de crédito total. (SBS, 2018, p.11)

3.3 Población, muestra y muestreo

La población será compuesta por todos los clientes de la financiera “MiCreditPeru S.A.C” de la oficina del Alto Trujillo.

- Criterios de inclusión: Clientes cuyo estado de morosidad este en RAT (más de 3 meses)
- Criterios de exclusión: Clientes cuyo estado de mora este en NR1, NR2, NR3

La muestra está compuesta por la cartera en estado de Mora de la financiera MicreditPerú.

El muestreo es de tipo no probabilístico ya que me permite elegir bajo mi criterio de la disponibilidad de la data trabajada (ESPINOZA, 2016, p. 4

3.4 Técnicas e Instrumentos de recolección de datos

Para poder cumplir con los objetivos específicos, se procedió a usar las técnicas y herramientas que se muestran en la tabla.

FASE DE ESTUDIO	FUENTES DE INFORMACIÓN/ INFORMANTES	TÉCNICAS	INSTRUMENTOS	TRATAMIENTO/ PROCESO	RESULTADOS ESPERADOS
Elaborar un diagnóstico de la cartera morosa de Micredit	Jefe de Planeamiento de MiCreditPerú	Observación	Hoja de Recolección de datos	Análisis de datos mediante Excel	Medir en % de ratios a la cartera de clientes en estado de mora de la oficina del Alto Trujillo
Aplicar herramienta de toma de decisiones	Ingeniero Estadístico de MiCredit	Observación	Hoja de recolección de datos	Filtrar variables relevantes para el scoring	Grado de importancia de cada variable y coeficiente de variabilidad de cada variable
Elaborar un Scoring de gestión de riesgos crediticios con variables cuantitativas y cualitativas.	Ingeniero estadístico	Observación	Hoja de Recolección de datos	Programar scoring de acuerdo a las variables y limitantes	Medición del impacto en la reducción del índice de mora
Realizar un análisis económico para la elaboración del Scoring crediticio	Economista de la financiera MicreditPeru	Recojo de datos Observación	Plantillas	1- Determinar la inversión Inicial del proyecto 2- VAN Y TIR	Se espera que el proyecto propuesto sea sustentable

Fuente. Elaboración Propia

Tabla 1 Técnicas e instrumentos

3.5 Procedimientos

Para la elaboración del diagnóstico el investigador tuvo que firmar un acuerdo de confiabilidad, en la que accedía a toda la data de la cartera de clientes del Alto Trujillo. [\[Anexo B-3\]](#)

Una vez con la data ya obtenida se procedió a estudiar la cartera morosa de MicreditPeru realizando un análisis de datos mediante el programa Microsoft Excel con la finalidad de medir el índice de mora expresado en porcentaje durante los últimos años y posteriormente realizar una comparación con el promedio de mora en el sector edpyme. [\[Anexo A-2\]](#), [\[Anexo A-3\]](#), [\[Anexo A-4\]](#), [\[Anexo A-5\]](#), [\[Anexo A-6\]](#)

Para el segundo objetivo se utilizó la misma hoja de recolección de datos, esta información fue utilizada con la finalidad de aplicar dos herramientas de la toma de decisiones, en este caso se usa redes neuronales y modelos de regresión logística. Para desarrollar la herramienta de redes neuronales se usó el programa estadístico IBM SPSS en donde se filtró las variables que contenía la data y encontrar los factores determinantes que causan la morosidad, el grado de importancia de las variables que son usadas para evaluar solicitud de créditos y por último el valor de un coeficiente de variabilidad. [\[Tabla 6\]](#). Para poder aplicar regresión logística, según Basilea II se tiene que usar una fórmula en la que el resultado de ello sería la probabilidad de que un nuevo cliente caiga en estado de morosidad. Posteriormente para poder desarrollar la herramienta estadística de Redes Neuronales se usó el programa Microsoft Azure en donde se obtuvo resultados probabilísticos entre 0 y 1 por cada variable [\[Grafico2\]](#)

En el tercer objetivo se desarrolló el scoring con una interfaz diseñada en el programa MICROSOFT EXCEL el resultado esperado sería que este scoring crediticio sirva como una herramienta para los analistas de créditos que trabajan en el sector de Alto Trujillo. En esta Hoja de cálculo se colocó los coeficientes arrojados como resultados del tercer objetivo [\[Tabla8\]](#)

Y finalmente para realizar el 4to objetivo se hizo un análisis financiero para comprobar que el proyecto propuesto sea sustentable. Se espera obtener el valor del Van, Tir y medir el ahorro total si es que el scoring se hubiera aplicado antes [\[Tabla 11\]](#)

3.6 Métodos de Análisis de datos

A nivel descriptivo, las reseñas serán tabuladas en tablas de resultados segmentándolo por diferentes perfiles de cliente moroso y posteriormente expresadas en gráficos de barras para medir la tendencia de los datos de morosidad.

A nivel inferencial, realizar una propuesta de un scoring para reducir la morosidad, permitirá que la financiera pueda disminuir la probabilidad de impago de sus clientes y a la vez evaluar mejor a sus clientes.

3.7 Aspectos Éticos

La presente investigación está basada en los lineamientos que la Universidad César Vallejo me otorga, asegurando un proyecto confiable y auténtico.

Demostrando la información de manera veraz, respetando las normas establecidas y los derechos de autores y al mismo tiempo se garantiza la confidencialidad de los datos de la empresa. (Universidad César Vallejo, 2019 p.2)

IV. RESULTADOS

4.1 Elaborar un diagnóstico de la cartera morosa de MicreditPerú

Tabla 2 Porcentaje de morosidad en MicreditPerú

	Nro. de créditos en mora - MicreditPerú	cartera total	%
2015	36	296	12%
2016	12	296	4%
2017	32	296	11%
2018	24	296	8%
2019	25	296	8%

Fuente Elaboración propia

Interpretación: Se cuantificó el número de clientes en estado de mora desde el año 2015 hasta el 2019 luego es expresado en porcentaje.

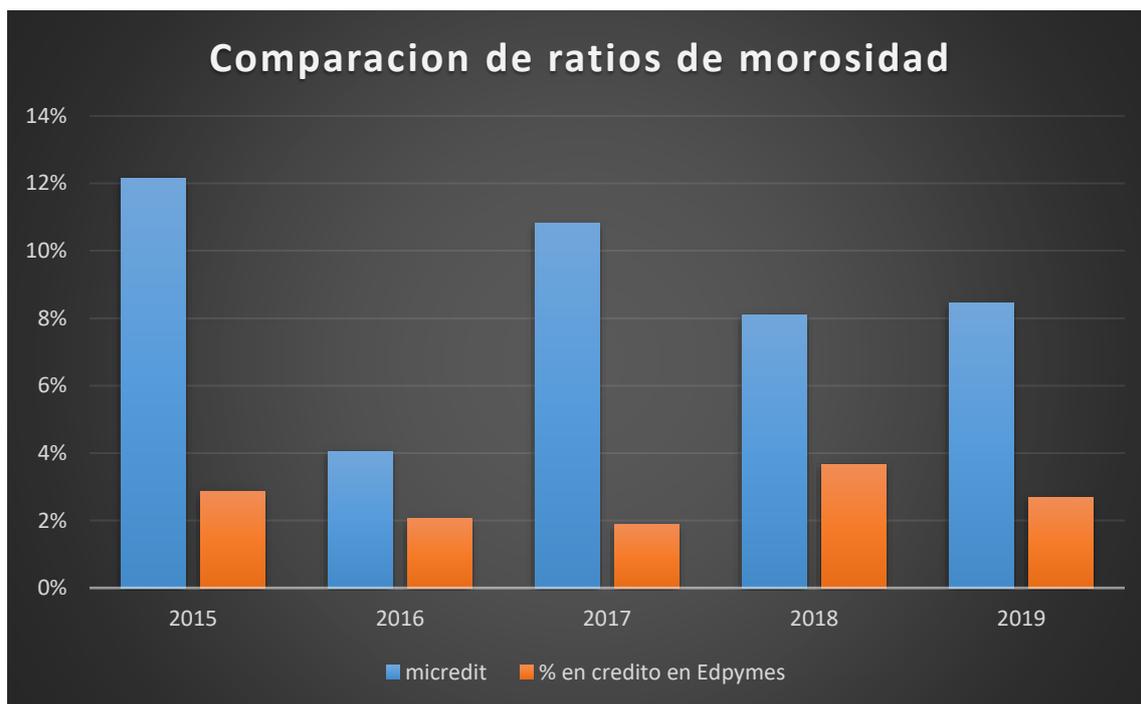
Tabla 3: Comparación de % de morosidad entre MicreditPerú y las entidades promedio de Edpymes

	MicreditPerú	% en crédito en Edpymes
2015	12%	2.86%
2016	4%	2.05%
2017	11%	1.88%
2018	8%	3.67%
2019	8%	2.67%

Fuente Elaboración propia

Interpretación: Se extrajo información del portal de la SBS sobre la morosidad en el sector Edpymes ya que es un sector similar a la que pertenece MicreditPerú y luego se realizó una comparación

Gráficos 1: Comparación de ratios de morosidad



Interpretación: Se llega a la conclusión de que los porcentajes de la financiera están muy por encima de la estimación sacada de la SBS del sector Edpyme

4.2 Aplicar herramienta de toma de decisiones

Se usó la herramienta: “Redes Neuronales Multivariable” en el programa “SPSS” Y “MICROSOFT AZURE”

El resultado fue la obtención de las estimaciones para cada variable y la probabilidad de incumplimiento en 0 y 1

Tabla 4 Resumen de procesamiento de casos

Resumen de procesamiento de casos		N	Porcentaje
Muestra	Entrenamiento	156	58,6%
	Pruebas	85	32,0%
	Reserva	25	9,4%
Válido		266	100,0%
Excluido		35	
Total		301	

Interpretación: Se realizó el procesamiento de la data de la financiera Micredit, con una muestra de 156 usuarios de 301 usuarios de la data introducida.

Tabla 5: Información de red neuronal

Información de red			
Capa de entrada	Factores	1	E Civil
		2	SEGMENTO
		3	Grado Ins
		4	SEXO
		5	T. Vivienda
		6	Vivienda
	Covariables	1	APROBADO
	Número de unidades		22
Método de cambio de escala para las covariables		Estandarizados	
Capas ocultas	Número de capas ocultas		1
	Número de unidades en la capa oculta 1 ^a		4
	Función de activación		Tangente hiperbólica
Capa de salida	Variables dependientes	1	MORA
	Número de unidades		1
	Método de cambio de escala para las dependientes de escala		Estandarizados
	Función de activación		Identidad
	Función de error		Suma de cuadrados

Fuente: Elaboración propia

Interpretación: Se consideró las variables de: Estado Civil, tipo de vivienda, segmento, monto aprobado, género, vivienda.

Tabla 6: Estimaciones de las Variables

Estimaciones de parámetro						
Predictor		Pronosticado				Capa de salida MOR A
		Capa oculta 1				
		H(1:1))	H(1:2))	H(1:3))	H(1:4))	
Capa de entrada	(Sesgo)	0.060	-	-	-	
	[ECivil=CASADO]	0.435	0.186	0.182	0.488	
	[ECivil=CONVIVIENTE]	-	0.245	0.060	0.398	
	[ECivil=DIVORCIADO]	-	0.240	-	0.205	
	[ECivil=SOLTERO]	-	-	0.115	0.448	
	[ECivil=VIUDO]	-	-	-	-	
	[SEGMENTO=DEPENDIENTE]	-	-	0.446	-	
	[SEGMENTO=INCLUSIÓN]	0.697	-	-	0.358	
	[SEGMENTO=MICRONEGOCIO]	-	0.080	0.460	-	
	[GradoIns=NINGUNA]	0.369	-	0.406	-	
	[GradoIns=PRIMARIA]	0.179	-	0.450	-	
	[GradoIns=SECUNDARIA]	0.255	-	-	0.084	
[GradoIns=TÉCNICO]	0.191	0.400	-	0.317		

	[GradoIns=UNIVERSITARIO]	0.099	-	-	0.252	
			0.431	0.202		
	[SEXO=HOMBRE]	-	-	0.044	0.282	
		0.141	0.549			
	[SEXO=MUJER]	-	-	-	-	
		0.072	0.349	0.007	0.330	
	[T.Vivienda=1. NOBLE]	-	-	0.855	-	
		0.813	0.397		0.318	
	[T.Vivienda=2. RÚSTICO]	-	0.473	-	-	
		0.500		0.263	0.434	
	[T.Vivienda=3. OTROS]	0.990	-	-	1.021	
			0.628	0.994		
	[Vivienda=ALQUILADA]	0.647	-	-	0.206	
			0.070	0.552		
	[Vivienda=FAMILIAR]	0.154	0.113	0.025	-	
					0.532	
	[Vivienda=PROPIA]	0.189	0.389	-	0.319	
				0.229		
	APROBADO	-	-	0.225	-	
		0.077	0.409		0.056	
Capa oculta 1	(Sesgo)					0.072
	H(1:1)					0.817
	H(1:2)					-0.541
	H(1:3)					-0.445
	H(1:4)					0.057

Fuente: Elaboración Propia

Interpretación: Se obtuvo el valor de las estimaciones de cada parámetro evaluado con la finalidad de evaluar el perfil del cliente el cual solicitó el crédito.

Tabla 7 Importancia de las variables independientes

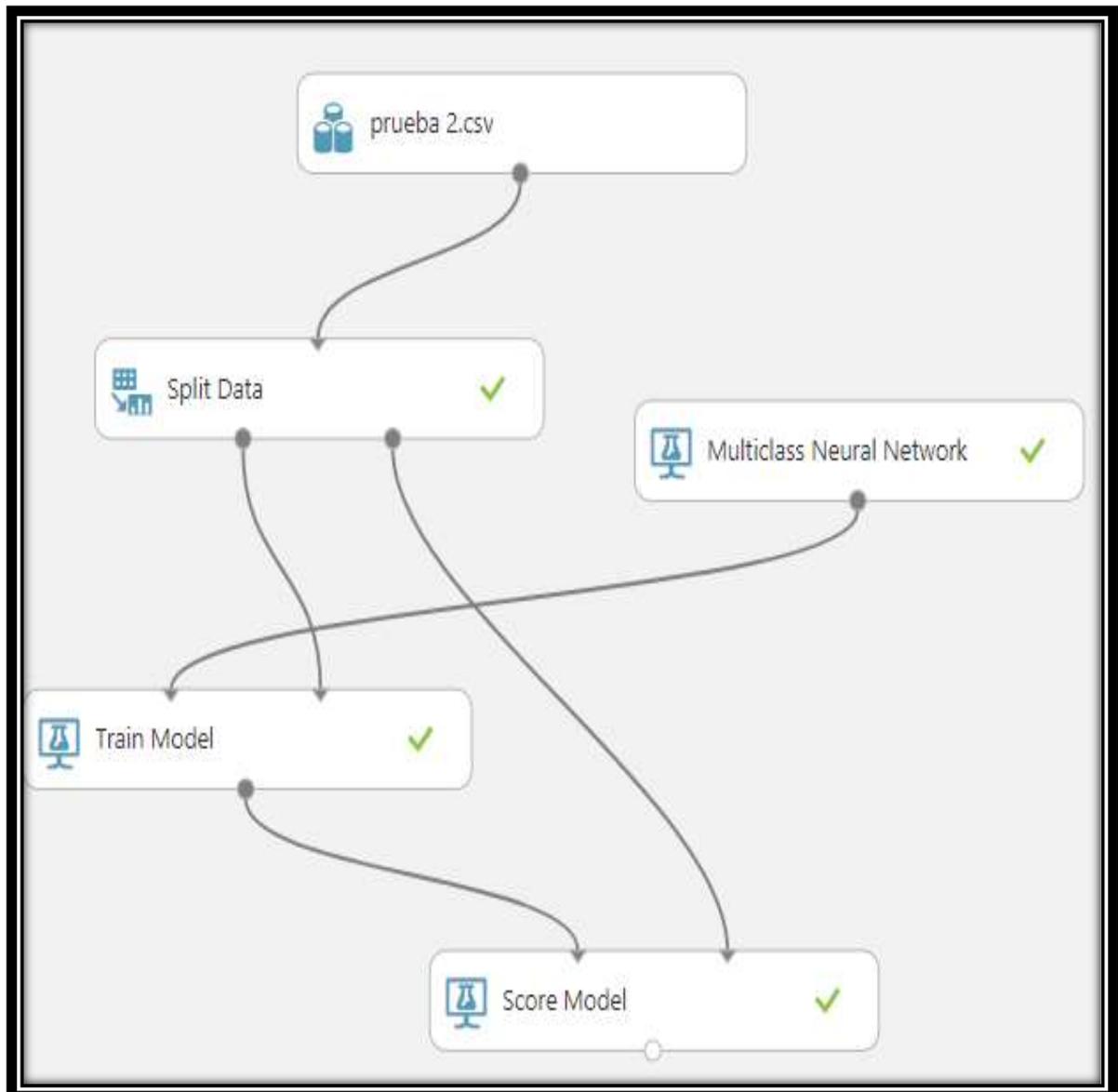
Importancia de las variables independientes		
	Importancia	Importancia normalizada
E Civil	,096	21,9%
SEGMENTO	,218	49,9%
Grado Ins	,061	14,0%
SEXO	,012	2,8%
T. Vivienda	,437	100,0%
Vivienda	,113	25,8%
APROBADO	,063	14,3%

Fuente: Elaboración Propia

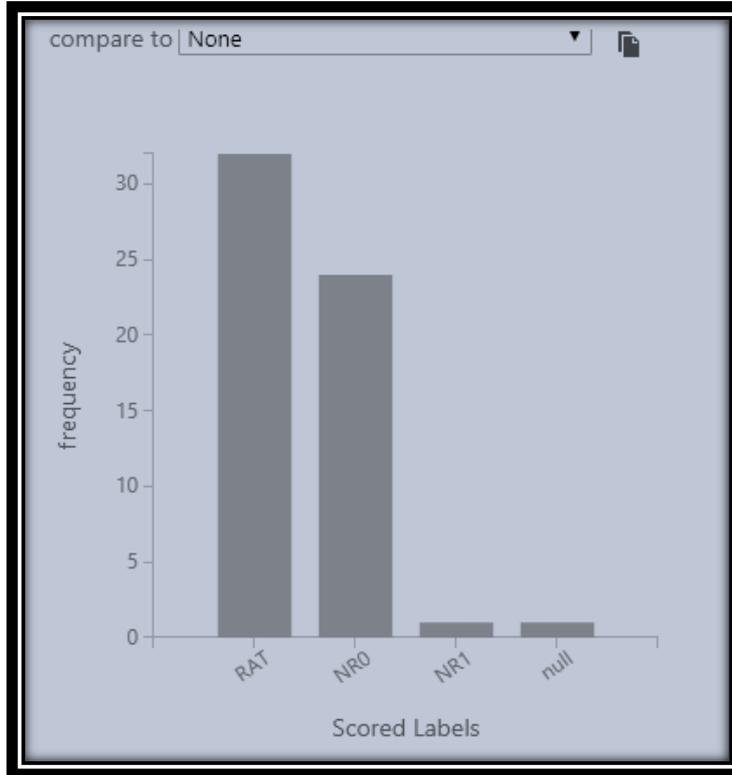
Interpretación: Se obtuvo el porcentaje de importancia de las variables, este dato, nos ayudó a verificar cuál de las variables hay que tener en cuenta a la hora de evaluar una solicitud de crédito en este caso la variable: "T.vivienda" es la más importante.

Dentro de Micredit el estado de mora se le denomina como “RAT” ya que significa una pérdida significativa para la financiera, es por ello que se utilizó el programa Microsoft Azure learning para poder hallar las probabilidades que tiene cada cliente en caer en estado de “mora” aplicando nuevamente la herramienta de redes neuronales

Gráficos 2 Red neuronal en programa Microsoft Azure



Gráficos 3 : Scored Labels – Redes neuronales



Scored Probabilities for Class "CANC"	Scored Probabilities for Class "NR0"	Scored Probabilities for Class "NR1"	Scored Probabilities for Class "NR2"	Scored Probabilities for Class "RAT"	Scored Labels
0.000004	0	0.000272	0.00007	0.99999	RAT
0.000119	0.000694	0.72444	0.101099	0.036018	NR1
0.000001	0.000001	0.000002	0.000001	0.999955	RAT
0.000005	0.999962	0.000282	0.000004	0.000001	NR0
0.000002	0	0.000014	0.000079	0.999999	RAT

Fuente Elaboración Propia

Statistics	
Mean	0.562
Median	0.9998
Min	0
Max	1
Standard Deviation	0.4998
Unique Values	53
Missing Values	1
Feature Type	Numeric Score

Fuente: Elaboración Propia

Interpretación: Se obtiene la probabilidad que el cliente caiga en un tipo de estado de morosidad y a la vez arroja gráficos de control para poder determinar las posibles causas de la morosidad.

Luego se usa el modelo de regresión logística en la que podemos obtener la probabilidad de incumpliendo, cabe resaltar que se usa los resultados de la herramienta de redes neuronales para complementar el modelo de regresión logística

Tabla 8: Modelo Logit

	β	X		Datos del nuevo cliente
0	0.72	intercepto		
1	0.437	TIPO DE VIVIENDA	RUSTICO, NOBLE, OTROS	-0.813
2	0.113	VIVIENDA	PROPIA, ALQUILADA, FAMILIAR	0.039732
3	0.061	GRADO DE INS	NINGUNA, PRIMARIA, SECUNDARIA, SECUNDARIA, TECNICO, UNIVERSITARIO	0.01386
4	0.218	SEGMENTO	DEPENDIENTE, MICRONEGOCIO, INCLUSION	0.255
5	0.096	ESTADO CIVIL	SOLTERO, CASADO, VIUDO, DIVORCIADO, CONVIVIENTE	0.233
6	0.012	SEXO	HOMBRE, MUJER	0.004

Fuente Elaboración Propia

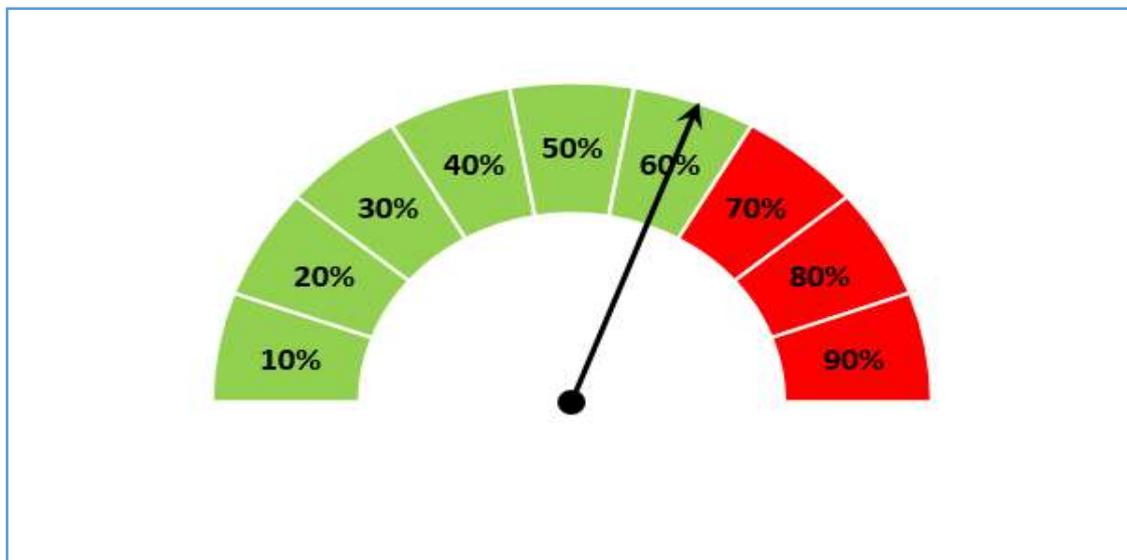
Z	0.448060176
EULER	2.718281828
P	61.0%

Interpretación: Se aplicó en una hoja de cálculo de Excel la fórmula de la herramienta Logit, teniendo como resultado de probabilidad el incumplimiento del cliente.

4.3 Realizar la interfaz del scoring

SEXO	MUJER
ESTADO CIVIL	CASADO
GRADO DE INSTRUCCIÓN	NINGUNA
SEGMENTO	INCLUSIÓN
VIVIENDA	ALQUILADA
TIPO DE VIVIENDA	NOBLE

APROBADO



Fuente Elaboración Propia

Interpretación: Se realizó la interfaz de un scoring en una hoja de cálculo de Excel con las estimaciones obtenidas del objetivo específico 2.

4.4 Análisis Económico

Ingresos Identificados

Tabla 9: Análisis económico 2015-2019

2015	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
CON SCO RING	S/. 1,50 0	S/ .0	S/. 3,0 00	S/. 6,50 0	S/. 2,0 00	S/. 2,0 00	S . /.	S/. 1,5 00	S/. 90 0	S/. 1,0 00	S/. 2,50 0	S/. 2,0 00
SIN SCO RING	S/. 1,50 0	S/ .0	S/. 3,0 00	S/. 13,0 00	S/. 3,3 00	S/. 5,0 00	S . /.	S/. 3,5 00	S/. 1,9 00	S/. 1,0 00	S/. 8,50 0	S/. 2,0 00
AHOR RO	S . /. 0	S/ .0	S/. 0	S/. 6,50 0	S/. 1,30 0	S/. 3,0 00	S/. 0	S/. 2,0 00	S/. 1,000 0	S/. 0	S/. 6,0 00	S . /. 0

2016	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
CON SCORI NG	150 0	S/. 6,00 0	250 0	S/. 6,20 0	S/. 9,50 0	100 0	0	0	0	0	S/. 6,00 0	0
SIN SCORI NG	S/. 1,50 0	S/. 8,50 0	S/. 2,50 0	S/. 13,4 00	S/. 12,5 00	S/. 1,00 0	S/ .0	S/ .0	S/ .0	S/ .0	S/. 9,30 1	S/ .0
AHORR O	S/. 0	S/. 2,50 0	S/. 0	S/. 7,20 0	S/. 3,00 0	S/. 0	S/ .0	S/ .0	S/ .0	S/ .0	S/. 3,30 1	S/ .0

Fuente Elaboración Propia

Interpretación: Se realizó un análisis económico del periodo entre 2015 - 2016 para determinar y comparar cuanto se hubiera ahorrado si se hubiera implementado un scoring.

2017	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
CON SCORING	150 0	0	S/. 2,5 00	620 0	0	0	150 0	200 0	800 0	100 0	400 0	0
SIN SCORING	S/. 1,5 00	S/ .0	S/. 5,5 00	S/. 6,2 00	S/ .0	S/. 3,8 00	S/. 1,5 00	S/. 2,0 00	S/. 8,0 00	S/. 1,0 00	S/. 4,0 00	S/. 3,0 00
AHORRO	S/. 0	S/ .0	S/. 3,0 00	S/. 0	S/ .0	S/. 3,8 00	S/. 0	S/. 0	S/. 0	S/. 0	S/. 0	S/. 3,0 00

Fuente Elaboración Propia

2018	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
CON SCORING	S/. 3,0 00	S/. 9,0 00	150 00	0	0	0	0	0	S/. 15, 000	S/. 71, 781	S/. 13, 500	S/. 13, 000
SIN SCORING	S/. 10, 500	S/. 11, 600	S/. 15, 000	S/. 9,5 00	S/. 7,5 00	S/. 7,0 01	S/. 3,0 01	S/. 2,0 00	S/. 17, 502	S/. 81, 781	S/. 18, 500	S/. 17, 500
AHORRO	S/. 7,5 00	S/. 2,6 00	S/. 0	S/. 9,5 00	S/. 7,5 00	S/. 7,0 01	S/. 3,0 01	S/. 2,0 00	S/. 2,5 02	S/. 10, 000	S/. 5,0 00	S/. 4,5 00

Fuente Elaboración Propia

2019	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
CON SCORING	S/. 9,00 0	910 0	S/. 16,0 00	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SIN SCORING	S/. 12,0 00	S/. 9,10 0	S/. 19,9 00	S/. 6,00 0	S/. 0	S/. 0	S/. 1,00 0	S/ .0	S/ .0	S/ .0	S/ .0	S/ .0
AHORRO	S/. 3,00 0	S/. 0	S/. 3,90 0	S/. 6,00 0	S/. 0	S/. 0	S/. 1,00 0	S/ .0	S/ .0	S/ .0	S/ .0	S/ .0

Fuente Elaboración Propia

Interpretación Se realizó un análisis económico del periodo entre 2017 - 2019 para determinar y comparar cuanto se hubiera ahorrado si se hubiera implementado un scoring.

EGRESOS

Tabla 10: Análisis de los egresos

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
INVERSIÓN INICIAL	- 8000												
OPERADOR DE DATA SCIENCE		- 1000	- 1000	- 1000	- 1000	- 1000	- 1000	- 1000	- 1000	- 1000	- 1000	- 1000	- 1000

Fuente Elaboración Propia

Tabla 11: Análisis de los saldos periodo 2015-2019

	0	2015	2016	2017	2018	2019
EGRESOS	S/ 8,000.00	S/ 2,000.00				
		S/ 12,000.00				
INGRESOS		S/ 19,800	S/ 16,001	S/ 9,800	S/ 61,104	S/ 13,900
SALDO	-8000.00	5800.00	2001.00	-4200.00	47104.00	-100.00

Fuente Elaboración Propia

RENTABILIDAD	35%
--------------	-----

VAN	S/ 15,293.63
TIR	77%

V. DISCUSIÓN

A partir de los hallazgos encontrados se puede establecer una relación de las variables de evaluación de crédito con el índice de morosidad, en la financiera Micredit los analistas evalúan de manera cualitativa ya que su público objetivo son clientes cuyo perfil pertenecen al sector informal, así mismo según (Valle Rivadeneyra, 2012) en su investigación aplica también un modelo de regresión logística identificando los patrones de conducta, pero con los dos tipos de variables cualitativa y cuantitativa. Sin embargo, en el caso de la financiera Micredit se optó trabajar con variables mayormente cualitativas con la finalidad de encontrar al perfil de un moroso promedio en el sector de Alto Trujillo. No se pudo trabajar por el momento con variables cuantitativas ya que el margen de error es muy amplio y una zona en pleno desarrollo; aparte que predomina los negocios informales, no obstante, no quiere decir que en un futuro se puede agregar variables cuantitativas.

Por otro lado, en la investigación de (Rodríguez Sabino, 2018) en su investigación de la implementación de un credit scoring logró pronosticar clientes morosos con una efectividad del 76% de una cartera de 500 clientes, también se dice que el score mejorara la gestión de sus clientes a través de estrategias. La implementación de un scoring crediticio no solamente puede ayudar a la reducción de la morosidad si no también a diversos problemas expresados en el diagrama ISHIKAWA; uno de ellos es el retraso de la evaluación de crédito ya que en la financiera Micredit siempre atravesaba la incógnita si aprobar o no un crédito [\[Anexo B-4\]](#)

Otro de los problemas fue la inexperiencia en sus analistas, con el scoring el analista inexperto tendrá una herramienta que este a su alcance y optimizará su tiempo a la hora de evaluar.

Realizar un scoring crediticio para una empresa es totalmente personalizado, ya que cada entidad tiene su propio contexto e interés. En este caso el scoring que se está proponiendo para Micredit no funcionará con otra entidad financiera ya que trabaja con datos “históricos” de sus propios clientes, esto a comparación de la investigación de (Sergio, Torrico Salamanca, 2015) que busca evitar una posible morosidad a la hora de otorgar tarjetas de crédito.

Para el presente Scoring se diseñó la interfaz en una hoja de cálculo de Excel,

en la que se colocó las variables cualitativas a evaluar en una solicitud de crédito en donde se les asignó una ponderación o coeficiente que pide la fórmula de regresión logística y redes neuronales, algo diferente lo que hizo (Hernández Calle, y otros, 2011) que diseñó la interfaz con 2 programas que son SQL y POWER BI.

En la actualidad los modelos Credit Scoring ayudan bastante al sector bancarizado sin embargo no todos son 100% fiables con el pasar del tiempo, el modelo comienza a tener fallas ya que la información con la que se trabaja tiene que ser constantemente actualizada.

La construcción de un modelo de calificación crediticia para las instituciones microfinancieras implica una serie de limitaciones y deficiencias que aumentan la dificultad para obtener resultados razonables.

En algunos casos otros autores descubrieron estas limitaciones al intentar construir un modelo de scoring de micro finanzas, y en otros casos pudimos descubrir estas limitaciones al preparar este trabajo, así como menciona (Salvador, Lara Cantón, 2018) *en su artículo: Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II*, él concluye que la escasez de datos económicos y financieros en el historial crediticio debe hacerse con información cualitativa, esto permite la aplicación de técnicas estadísticas más flexibles para incorporar variables explicativas.

En concreto, la técnica seleccionada es la regresión logística binaria, que constituye una herramienta estadística adecuada para procesar los aspectos cuantitativos y cualitativos de las variables independientes.

(Karapetyan, 2014) Y (Dilsh, 2015). En su investigación coincidieron con la presente investigación de aplicar dos herramientas estadísticas para poder complementarse la una con la otra, y aclarar más las dudas del tema.

Para culminar la investigación se realizó un análisis económico en donde se obtuvo resultados favorables, se reevaluó la cartera morosa de Micredit teniendo como resultado un ahorro total de s/ 155 605, monto que se hubiera podido rechazar si es que el scoring se hubiera aplicado desde el año 2015 hasta el 2019.

En el 2015 de una cartera morosa de 42700 soles, con la re evaluación del crédito se hubiera ahorrado 19800 soles del total la cartera.

En el 2016 se pudo haber ahorrado 16001 soles de un total de 48701 soles del saldo de mora.

En el 2017 con la posible aplicación del scoring se hubiera ahorrado 9800 soles de 36500.

Además, que en el 2018 se hubiera podido ahorrar un monto de 61000 soles de una cartera total de 200 mil soles en el año.

Finalmente, en el 2019 se hubiera podido ahorrar 13900 soles de un total de 48000 mil soles, del saldo de mora.

A comparación de los costos de elaboración de otros scoring, el presente es mucho más económico puesto que no se usa mucho de programas sofisticados, si no depende mucho de la situación actual y los datos nuevos que ingresan y que tienen que estar constantemente actualizados.

Además, si hablamos sobre la metodología aplicada la fortaleza que se encontraron en el presente proyecto, es que es una herramienta que aprende por sí sola de acuerdo a la data histórica de la financiera MICREDIT.

Otra de las fortalezas de esta herramienta es que servirá mucho a los analistas de crédito, y lo utilizará, con la finalidad de no obstaculizar el proceso de evaluación crediticio y además de atender de manera más eficaz y rápida a los clientes.

En cuando a las debilidades se puede observar que es un scoring, difícil trabajar con variables cuantitativas, ya que el sector en donde se realiza la presente investigación es muy informal. Otras de las debilidades es que la información que se maneja dentro del escoring, no tiene mucho control con la privacidad de los datos. Otro de ellos sería que el scoring necesita mantenerse en una constante actualización de datos de la empresa, lo que equivaldría mayores costos de mantenimiento para la empresa.

Lo más relevante de esta investigación fue la aplicación de las herramientas logit y redes neuronales, ya que ambas se complementaron para hallar el coeficiente de cada variable de evaluación usadas dentro de la financiera MICREDIT.

VI. CONCLUSIONES

1. Se elaboró un diagnóstico de la cartera morosa de Micredit sacando el porcentaje de morosidad que representa el total de la cartera de cliente y luego, se le comparo con el promedio ponderado de las edypymes: Se llega a la conclusión de que los porcentajes de la financiera están muy por encima de la estimación sacada de la SBS del sector Edypme, con una cifra resaltante del año 2015 de un 12% de mora en micredit a comparación del promedio de mora en el sector edypyme con un 2.86%
2. Para realizar el scoring se usó 2 herramientas llamadas “LOGIT “ y REDES “NEURONALES MULTIVARIABLES”, se llega a identificar la probabilidad de no pago de las solicitudes de crédito, identificando las variables más importantes en el proceso tomando en cuenta el coeficiente o peso ponderado de cada variable, se llega a concluir que por ahora la variable q más predomina es el tipo de casa, sin embargo el coeficiente de cada variable va cambiando con el pasar del tiempo y se pueden obtener otros datos.
3. En el 3er objetivo se concluye la elaboración de la interfaz, se puede realizar con diferentes programas, en este caso se desarrolló en el programa “Microsoft Excel”
4. En el último objetivo se puede concluir un ahorro total durante el periodo 2015-2019 de s/ 155605 en el caso de que el scoring se hubiera implementado desde aquel año, obteniendo un valor actual neto de 15,293.63 y un TIR de 77%
5. Un estudio bibliográfico de la literatura sobre calificación crediticia de las instituciones de microfinanzas muestra que hay pocos libros sobre este tema. Esto muestra que la investigación en este campo aún es extensa.

En este sentido, el objetivo principal de este trabajo es diseñar un modelo de calificación crediticia para la cartera del Alto Trujillo

VII. RECOMENDACIONES

- Se recomienda realizar una constante actualización de la data que se maneja
- Ejecutar un programa de Seguridad de datos para que información confidencial no sea filtrada
- En el caso que quieran usarlo para otros sectores geográficos es recomendable usar los datos de los últimos 4 o 5 años
- Con el pasar del tiempo el scoring puede ir desarrollándose con otros programas y agregar más variables de evaluación incluida las variables cuantitativas
- Se recomienda que el scoring sea utilizado por los analistas de créditos y aprobadores para que tengan la misma base de evaluación

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

A.Alonso, A.Fernandez. 2016. El Cofidencial. *El Cofidencial*. [En línea] 22 de 11 de 2016. https://blogs.elconfidencial.com/economia/el-analisis-de-sintetia/2012-11-22/la-morosidad-en-espana-no-nos-descuidemos_598240/.

Agarwal, S., Ambrose, B., Chomsisengphet, S. y Liu, C. 2013. *The role of soft information in a dynamic contract setting: Evidence from the home equity credit market. Journal of Money, Credit and Banking.* 2013.

Aguilae.G & Camargo.G. 2004. CIES.org. *CIES.org*. [En línea] 20 de Octubre de 2004. <https://www.cies.org.pe/sites/default/files/investigaciones/analisis-de-la-morosidad-en-el-sistema-bancario-peruano.pdf>.

Aguilar Andia, Giovanna y amargo Cardenas, Gonzalo . 2004. Analisis de la morosidad de las instituciones microfinancieras (IMF) en el Peru. 2004.

Alexandre, H. y Smondel, A. 2013. *Substitution or complementarity between "soft" and information "hard": why and which effect on bank profitability? Journal of Modern Accounting and Auditing.*. 2013.

Basilea, Comité de Supervisión Bancaria de. 2015. Orientaciones sobre riesgo de crédito y contabilidad de pérdidas crediticias esperadas. 2015.

Bautista García, Walter Andreé. 2017. Estrategias para la Gestión Efectiva de la cartera de créditos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito León XIII. 2017, pág. 26.

BCRP. 2018. Comparación de los indicadores de morosidad en America Latina. *Banco Central de Reserva del Perú*. [En línea] 14 de 05 de 2018. [Citado el: 17 de 05 de 2020.] <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/2018/Mayo/ref-mayo-2018-recuadro-1.pdf>.

Bülbül, D., Hakenes, H., & Lambert, C. 2019. *What influences banks' choice of credit risk management practices? Theory and evidence. Journal of Financial Stability.* 2019. págs. 1-14. Vol. 40.

Burgos Manuel, Jesus Manuel. 2018. *Crecimiento económico e índice de morosidad en las instituciones microfinancieras de la Libertad.* Universidad Antenor Orrego. Trujillo : s.n., 2018. pág. 7.

Conocimiento, Revista Electrónica de Investigación en Ciencias Económicas Abriendo Camino al. 2017. Financiación con microcréditos en micro y pequeñas empresas uruguayas. 2017.

Credicorp. 2018. Reporte Anual 2018. 2018.

Dilsh, Kiruthika & M. 2015.) *A Neural Network Approach for Microfinance Credit Scoring, Journal of Statistics and Management Systems.* Londres : s.n., 2015.

ESPINOZA, EDUARDO ROCCA. 2017. LOS FACTORES DEL ÉXITO COMPETITIVO Y LA PROBLEMÁTICA DEL ACCESO A LA FINANCIACIÓN: UN ESTUDIO EMPÍRICO DE LAS MIPYMES EN EL PERÚ. 2017.

ESPINOZA, IVÁN. 2016. *TIPOS DE MUESTREO*. Honduras : s.n., 2016.

Feng-Hui Yu, Wai-Ki Ching, Jia-Wen Gu & Tak-Kuen Siu. 2016. *Interacting default intensity with a hidden Markovprocess*. 2016.

Financiación con microcréditos en las micro y pequeñas empresas. **SEIJAS VIVEL LADO & FERNANDEZ. 2017.** s.l. : "Investigación de ciencias económicas ", 2017.

Finanzas.com, Inversión &. 2017. La tasa de morosidad de China se sitúa en el 1,74 % al cierre de 2016. *La tasa de morosidad de China se sitúa en el 1,74 % al cierre de 2016*. 26 de Enero de 2017.

García Segovia, Jose Wilmer. 2014. *La Gestión de riesgo crediticio y su incidencia en la morosidad de la agencia del Porvenir del Banco Azteca*. Economía. Trujillo : s.n., 2014. Tesis para obtener grado de economista.

Gestión. 2019. *Aumentó la Morosidad Crediticia en el Perú*. 25 de Marzo de 2019.

Henley, Hand &. 1997. *Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring*. 1997, págs. 523-541.

Hernández Calle, Claudia Fiorella y Quispe Becerril, Luis Fernando. 2013. *SISTEMA DE CREDIT SCORING PARA MINIMIZAR EL RIESGO CREDITICIO EN LA CARTERA PYME DE LA COOPERATIVA DE*. 2013. Tesis para obtener grado de bachiller.

Herran Anticona, Luis Carlos. 2009. *"Evaluación Crediticia aplicando un modelo de Credit Scoring en el ámbito micro empresarial: caso CMAC*. Escuela de Economía, Universidad de Piura. Paíta : s.n., 2009. págs. 26-32, Tesis Licenciatura.

Investing.com. 2017. Investing.com. *Investing.com*. [En línea] 26 de Enero de 2017. <https://es.investing.com/news/economic-indicators/la-tasa-de-morosidad-de-china-se-situa-en-el-174--al-cierre-de-2016-374306>.

J.MORENO. 2019. *Technological Solutions for Fraud Prevention and design of a Transactional Risk Prevention Model for the Payment Button*. 2019, Vol. 13, págs. 36-42.

Karapetyan, A. y Stacescu, B. 2014. *Information Sharing and Information Acquisition in Credit Markets*. *Review of Finance*. 2014.

LUJÁN GAMBOA , ARMINDA YESENIA y GÁLVEZ COTRINA, JHON DENNYS. 2015. *SISTEMA DE INTERMEDIACIÓN FINANCIERO INDIRECTO Y SU INCIDENCIA EN EL DESARROLLO DE LAS MICRO Y PEQUEÑAS EMPRESAS EN LA CIUDAD DE OTUZCO, PROVINCIA DE OTUZCO, REGIÓN LA LIBERTAD* . 2015.

Llano, P., Piñeiro, C., & Rodríguez, M. 2016. Business failure prediction. A contribution to the synthesis of a theory, through comparative analysis of different prediction techniques. Chile : s.n., 2016, Vol. 43, págs. 163-198.

Mario, Patricio Peña. crédito, Red neuronal para clasificación de riesgo en cooperativas de ahorro y. 2018. 1, 2018, Vol. 13.

Miguel, Arimont Lincoln. 2020. Aumento de la morosidad en créditos bancarios y despegue del mercado de deuda. *eEconomista*. 20 de 08 de 2020.

Moncada Palomino, Julia Betsabeth y Rodríguez Carbajal, Blanca Rosa. 2018. Análisis de los factores que afectan la morosidad de la cartera Banca Pequeña y Mediana Empresa (Pyme) en el Banco Internacional del Perú - Interbank. 18 de Julio de 2018.

ou Zhu¹, Chi Xie^{1,2,*}, Bo Sun^{3,4}, Gang-Jin Wang^{1,2} and Xin-Guo Yan. 2016. *Predicting China's SME Credit Risk in Supply Chain Financing by Logistic Regression, Artificial Neural Network and Hybrid Models*. Beijing : Giuseppe Ioppolo, 2016.

Ramírez. 2020. Morosidad: ¿cómo se ha comportado esta variable durante la pandemia? Lima : s.n., 2020.

RAYO CANTON, Salvador, LARA RUBIO, Juan y CAMINO BLASCO, David. 2014. A Credit Scoring Model for Institutions of Microfinance under the Basel II Normative. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science* [online]. 2014, Vol. 15, págs. pp.89-124.

Rocca Espinoza, García Pérez de Lema, & Duréndez Gómez Guillamón. 2018. *Factores determinantes para la concesión de créditos por parte de las entidades financieras a la MIPYMES" para el Tecnológico de Costa Rica*. Santo Domingo : s.n., 2018.

Rodríguez Sabino, Rocío Norka. 2018. Modelo credit scoring para obtener la probabilidad de impago de créditos personales futuros en la empresa servicios financieros grupo buro, Huaraz . 2018.

Rodriguez Sabino, Rocío Norka. 2018. "Modelo credit scoring para obtener la probabilidad de impago de créditos personales futuros y reducir el índice de mora en la empresa Servicios Financieros Grupo Buro, Huaraz 2018". Huaraz : s.n., 2018. Tesis Licenciada.

Saldaña Rimarachin, Exequiel. 2017. Aplicación de la política de créditos como instrumento de evaluación para préstamos microempresa en financiera Crediscotia S.A. Moyobamba. 2017.

Salvador Rayo , Cantón, Juan Lara , Rubio y Camino Blasco, David. 2010. Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II. 2010.

Sanchez, Paola Villar. 2018. Banca: Morosidad es la más alta en 12 años, ¿bajará en 2018? *El Comercio*. 26 de 01 de 2018.

SBS. 2019. SBS. SBS. [En línea] 2 de 06 de 2019. [Citado el: 12 de 09 de 2019.] <https://www.sbs.gob.pe/>.

SBS. 2020. *SBS extiende facultades para que las entidades financieras puedan adoptar medidas de excepción a fin que deudores puedan cumplir con el pago de sus créditos.* Lima : s.n., 2020.

Sergio, Torrico Salamaa. **CRÉDITO, MACRO CREDIT SCORING COMO PROPUESTA PARA CUANTIFICAR EL RIESGO DE. 2015.**
COCHABAMBA : s.n., 2015, Vol. 2.

Teodoro, Esteban Nicomedes. 2018. LA INVESTIGACIÓN APLICADA O TECNOLÓGICA. Buenos Aires : s.n., 2018.

Torres, Matias. 2020. *Tasa Interna de Retorno (TIR): definición, cálculo y ejemplos.* Santiago de Chile : s.n., 2020.

Universidad Cesar Vallejo. 2019. *Resolucion del consejo universitario.* Trujillo : s.n., 2019.

Valle Rivadeneyra, Aleida Inozet. 2012. *VALIDEZ DE PRONOSTICO DEL MODELO CREDIT SCORING EN UNA ENTIDAD MICROFINANCIERA.* Estadística, Universidad Nacional de Trujillo. Trujillo : s.n., 2012.

Villano, Fabián Salazar. 2013. Default risk measuring in consumption credits: an econometric exercise for a bank in the municipality of Popayán, Colombia. Cali : s.n., 2013, Vol. 29, págs. 416-427.

Walke, A. G., Fullerton, T. M., & Togle, R. J. 2018. *Risk-based loan pricing consequences for credit unions.* 2018. págs. 105-119.

ANEXOS

A-1 Matriz de operacionalización

Variable	Definicion conceptual	Definicon operacional	Dimensione s	Indicadores		escala de medicion
Scoring de Gestión de Riesgos	Son un conjunto de procesos cuantitativos y cualitativos que se usa para ordenar y segmentar a aquellos que solicitan crédito, incluso a los que ya son reincidentes dentro de una compañía financiera	Medira la probabilidad de no pago del nuevo cliente	RED NEURON AL	[ECivil=CASADO]	0.435	nominal
				[ECivil=CONVIVIENTE]	-0.387	nominal
				[ECivil=DIVORCIADO]	-0.283	nominal
				[ECivil=SOLTERO]	-0.061	nominal
				[ECivil=VIUDO]	-0.380	nominal
				[SEGMENTO=DEPENDIENTE]	-0.416	nominal
				[SEGMENTO=INCLUSIÓN]	0.697	nominal
				[SEGMENTO=MICRONEGOCIO]	-0.504	nominal
				[GradoIns=NINGUNA]	0.369	nominal
				[GradoIns=PRIMARIA]	0.179	nominal
				[GradoIns=SECUNDARIA]	0.255	nominal
				[GradoIns=TÉCNICO]	0.191	nominal
				[GradoIns=UNIVERSITARIO]	0.099	nominal
				[SEXO=HOMBRE]	-0.141	nominal
				[SEXO=MUJER]	-0.072	nominal
				[T.Vivienda=1 . NOBLE]	-0.813	nominal
				[T.Vivienda=2 . RÚSTICO]	-0.500	nominal
				[T.Vivienda=3 . OTROS]	0.990	nominal
				[Vivienda=ALQUILADA]	0.647	nominal
				[Vivienda=FAMILIAR]	0.154	nominal
[Vivienda=PROPIA]	0.189	nominal				

	$\Delta VM_{i,j} = \frac{VM_{i+j} - VM_i}{VM_i} \quad (1)$	
	$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (2)$	NOMINAL
	$p = \frac{e^z}{1+e^z} = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (3)$	NOMINAL
LOGIT	$Z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (4)$	NOMINAL
	$Z = 8.703 - 0.498 \text{ ZONA} - 1.693 \text{ SIT_LAB} - 3.062 \text{ R3} + 1.274 \text{ R5} - 0.070 \text{ CRED_CON2} - 1.088 \text{ DEST_CRED} - 1.064 \text{ GARANT} - 4.356 \text{ VTOCRED_SBS} + 0.241 \text{ TC} \quad (5)$	NOMINAL
	$P(\text{Probabilidad de incumplimiento}) = \frac{1}{1+e^{-(Z)}} \quad (6)$	NOMINAL

Índice de Mora	"Mide el volumen de créditos considerados morosos sobre el total de operaciones de préstamo y crédito concedido por una entidad financiera."	Guarda relación del número de créditos castigado entre la cartera total de clientes de Microcredit en el Alto Trujillo	$INDICE \text{ MO } A = \frac{DE \text{ CREDITOS } CASTIG}{CA \quad L \text{ CLI}}$	NOMINAL
----------------	--	--	---	---------

Anexo A-2 Datos de la SBS

EDPYMES	Más de 30 días de incumplimiento	Más de 60 días de incumplimiento	Más de 90 días de incumplimiento ^{1/}	Más de 120 días de incumplimiento	Morosidad según criterio contable SBS ^{2/}
dic-19	6.37	4.26	3.26	2.67	4.30
nov-19	6.92	4.74	3.72	3.12	4.64
oct-19	6.42	4.00	3.01	2.57	4.29
sep-19	6.46	4.23	3.30	2.64	4.34
ago-19	6.50	4.46	3.37	2.86	4.27
jul-19	6.46	4.28	3.30	2.75	4.33
jun-19	6.81	4.50	3.45	2.78	4.27
may-19	6.86	4.59	3.44	2.77	4.36
abr-19	7.30	4.67	3.48	2.70	4.43
mar-19	6.94	4.58	3.25	2.63	4.36
feb-19	6.74	4.47	3.30	2.66	4.22
ene-19	6.59	4.44	3.48	2.80	4.26

FUENTE: SBS

Anexo A-3

EDPYMES	Más de 30 días de incumplimiento	Más de 60 días de incumplimiento	Más de 90 días de incumplimiento ^{1/}	Más de 120 días de incumplimiento	Morosidad según criterio contable SBS ^{2/}
dic-18	6.37	4.26	3.26	3.67	4.30
nov-18	6.92	4.74	3.72	3.12	4.64
oct-18	6.87	4.81	3.79	3.15	4.54
sep-18	7.34	5.21	4.03	3.31	4.84
ago-18	7.79	5.49	4.17	3.32	5.04
jul-18	8.05	5.48	4.03	3.15	5.00
jun-18	8.25	5.45	3.87	2.90	4.99
may-18	8.12	5.62	4.14	3.06	5.14
abr-18	8.56	5.57	3.95	3.05	5.05
mar-18	8.68	5.64	4.25	2.94	5.32
feb-18	8.77	5.71	3.98	2.82	5.23
ene-18	8.14	4.97	3.34	2.34	4.73

FUENTE: SBS

Anexo A-4

EDPYMES	Más de 30 días de incumplimiento	Más de 60 días de incumplimiento	Más de 90 días de incumplimiento ^{1/}	Más de 120 días de incumplimiento	Morosidad según criterio contable SBS ^{2/}
dic-15	5.91	4.28	3.47	2.86	4.24
nov-15	6.07	4.34	3.06	2.47	4.32
oct-15	6.10	4.58	3.45	2.72	4.84
sep-15	6.26	4.63	3.78	3.12	4.90
ago-15	6.34	4.70	3.72	3.20	5.01
jul-15	6.29	4.66	3.81	2.98	5.00
jun-15	6.45	4.63	3.16	2.53	5.02
may-15	6.25	4.24	3.11	2.30	4.89
abr-15	6.03	3.98	3.08	2.57	4.78
mar-15	5.74	3.95	3.22	2.66	4.61
feb-15	5.48	3.91	3.16	2.58	4.28
ene-15	5.36	3.87	2.99	2.62	4.30

FUENTE: SBS

Anexo A-5

EDPYMES	Más de 30 días de incumplimiento	Más de 60 días de incumplimiento	Más de 90 días de incumplimiento ^{1/}	Más de 120 días de incumplimiento	Morosidad según criterio contable SBS ^{2/}
dic-16	5.84	3.89	2.94	2.05	3.90
nov-16	6.20	3.86	2.56	2.04	3.86
oct-16	6.34	3.60	2.62	2.11	3.94
sep-16	6.10	3.84	2.79	2.22	3.83
ago-16	5.98	3.99	2.97	2.19	3.80
jul-16	6.18	3.94	2.81	2.10	3.97
jun-16	6.32	3.75	2.60	2.05	3.80
may-16	6.12	3.61	2.59	2.01	3.81
abr-16	5.77	3.84	3.09	2.59	4.23
mar-16	6.41	4.65	3.67	3.13	4.58
feb-16	6.50	4.68	3.65	3.09	4.53
ene-16	6.42	4.62	3.61	3.09	4.45

FUENTE: SBS

Anexo A-8

SEGMENTO	ES ACTUAL	FEC DES	MORA	E Civil	Grado Ins	SEXO	T. Vivienda	Vivienda
MICRONEGOCIO	RAT	13/01/2014	2026	SOLTERO	PRIMARIA	MUJER	3. OTROS	PROPIA
DEPENDIENTE	RAT	14/01/2014	1872	SOLTERO	NINGUNA	HOMBRE	3. OTROS	FAMILIAR
MICRONEGOCIO	RAT	28/01/2014	1853	SOLTERO	TÉCNICO	MUJER	3. OTROS	FAMILIAR
DEPENDIENTE	RAT	10/02/2014	1753	SOLTERO	NINGUNA	HOMBRE	3. OTROS	PROPIA
MICRONEGOCIO	RAT	12/02/2014	1783	SOLTERO	SECUNDARIA	MUJER	3. OTROS	FAMILIAR
MICRONEGOCIO	RAT	21/02/2014	1989	SOLTERO	SECUNDARIA	MUJER	3. OTROS	PROPIA
MICRONEGOCIO	RAT	26/02/2014	1731	SOLTERO	SECUNDARIA	MUJER	3. OTROS	PROPIA
DEPENDIENTE	RAT	07/03/2014	1848	SOLTERO	SECUNDARIA	HOMBRE	3. OTROS	FAMILIAR
MICRONEGOCIO	RAT	10/03/2014	1785	SOLTERO	SECUNDARIA	MUJER	3. OTROS	PROPIA
MICRONEGOCIO	RAT	20/03/2014	1835	SOLTERO	SECUNDARIA	HOMBRE	3. OTROS	FAMILIAR
MICRONEGOCIO	RAT	27/03/2014	1855	SOLTERO	SECUNDARIA	HOMBRE	3. OTROS	FAMILIAR
DEPENDIENTE	RAT	31/03/2014	1762	SOLTERO	TÉCNICO	HOMBRE	3. OTROS	ALQUILADA
DEPENDIENTE	RAT	23/04/2014	1651	SOLTERO	TÉCNICO	HOMBRE	3. OTROS	FAMILIAR
MICRONEGOCIO	RAT	05/05/2014	1485	CONVIVIENTE	TÉCNICO	HOMBRE	3. OTROS	PROPIA
MICRONEGOCIO	RAT	19/05/2014	1776	SOLTERO	SECUNDARIA	MUJER	3. OTROS	PROPIA

Fuente:
MICREDIT.SAC

Anexo B-1 Data de los clientes en estado de morosidad

INCLUSIÒN	7	LVILLANUEV,	16	C0405184	910.07	910.07	933.43	933.43	RAT	RAT	30/01/2015
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0405361	2744.72	2744.72	3030.49	3030.49	RAT	RAT	20/03/2015
INCLUSIÒN	7	RSAAVEDRA	16	C0405421	1438.51	1438.51	1497.77	1497.77	RAT	RAT	13/04/2015
MICRONEGO	15	RSAAVEDRA	16	S0401780	933.54	933.54	933.54	933.54	RAT	RAT	15/04/2015
INCLUSIÒN	7	RSAAVEDRA	16	C0405455	1611.35	1611.35	1677.04	1677.04	RAT	RAT	21/04/2015
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0401783	3132.49	3132.49	3276.7	3276.7	RAT	RAT	22/04/2015
INCLUSIÒN	7	RSAAVEDRA	16	C0405521	2000	2000	2082.09	2082.09	RAT	RAT	12/05/2015
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0401789	399.48	399.48	427.97	427.97	RAT	RAT	14/05/2015
INCLUSIÒN	1	RSAAVEDRA	16	C0405613	469.26	469.26	469.26	469.26	RAT	RAT	06/06/2015
INCLUSIÒN	1	RSAAVEDRA	16	C0405659	63.46	63.46	63.66	63.66	RAT	RAT	18/06/2015
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0401819	1872.52	1872.52	2084.47	2084.47	RAT	RAT	13/08/2015
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0400005	663.26	663.26	716.54	716.54	RAT	RAT	26/08/2015
DEPENDIENT	30	RSAAVEDRA	16	S0400006	99.39	99.39	104	104	RAT	RAT	26/08/2015
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV,	16	S0400008	663.3	663.3	768.45	768.45	RAT	RAT	04/09/2015
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV,	16	S0400021	655.14	655.14	739.26	739.26	RAT	RAT	29/09/2015
INCLUSIÒN	1	RSAAVEDRA	16	C0400029	713.29	713.29	725.03	725.03	RAT	RAT	09/10/2015
INCLUSIÒN	7	RSAAVEDRA	16	P0400149	1553.73	1553.73	1610.67	1610.67	RAT	RAT	17/11/2015
INCLUSIÒN	1	RSAAVEDRA	16	C0406172	4257.32	4257.32	4281.6	4281.6	RAT	RAT	23/11/2015
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0400049	1881.01	1881.01	2155.51	2155.51	RAT	RAT	30/12/2015

Fuente: MICREDIT.SAC

DEPENDIENT	30	RSAAVEDRA	16	D0400023	1410.52	1410.52	1591.11	1591.11	RAT	RAT	24/01/2017
INCLUSIàN	7	LVILLANUEV	16	C0406795	627.75	627.75	627.75	627.75	RAT	RAT	02/03/2017
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406796	206.78	206.78	206.78	206.78	RAT	RAT	07/03/2017
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0406797	5993.49	5933.49	5993.49	5933.49	RAT	RAT	08/03/2017
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	S0401872	1016.02	1016.02	1033.16	1033.16	RAT	RAT	20/03/2017
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	C0406824	789.51	789.51	875.95	875.95	RAT	RAT	20/04/2017
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0406825	2251.9	2251.9	2401.9	2401.9	RAT	RAT	21/04/2017
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	C0406829	2018.97	2018.97	2252.78	2252.78	RAT	RAT	25/04/2017
DEPENDIENT	30	RSAAVEDRA	16	D0400057	2199.31	2199.31	2456.54	2456.54	RAT	RAT	17/06/2017
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406882	814.19	814.19	840.58	840.58	RAT	RAT	08/07/2017
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	S0401911	1878.38	1878.38	2095.75	2095.75	RAT	RAT	03/08/2017
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0406941	632.43	632.43	646.52	646.52	RAT	RAT	18/09/2017
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	P0400298	1971.29	1971.29	2188.84	2188.84	RAT	RAT	26/09/2017
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV	16	D0400088	548.83	548.83	586.81	586.81	RAT	RAT	28/10/2017
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0401954	1420.44	1420.44	1534.44	1534.44	RAT	RAT	07/11/2017
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0401956	1301.33	1301.33	1443.23	1443.23	RAT	RAT	09/11/2017
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	P0400338	923.97	923.97	940.3	940.3	RAT	RAT	15/12/2017

INCLUSIàN	1	RSAAVEDRA	16	C0406327	709.84	709.84	709.84	709.84	RAT	RAT	07/01/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406420	1324.4	1324.4	1360.33	1360.33	RAT	RAT	02/02/2016
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0406447	1990.18	1990.18	2211.78	2211.78	RAT	RAT	10/02/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406472	2110.68	2110.68	2143.09	2143.09	RAT	RAT	19/02/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406494	1641.18	1641.18	1690.4	1690.4	RAT	RAT	11/03/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406558	470.26	470.26	476.3	476.3	RAT	RAT	11/04/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	P0400173	217.8	217.8	217.8	217.8	RAT	RAT	12/04/2016
INCLUSIàN	28	LVILLANUEV	16	C0406574	1777.3	1777.3	2023.36	2023.36	RAT	RAT	15/04/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406580	367.97	367.97	380.17	380.17	RAT	RAT	19/04/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406592	1289.04	1289.04	1355.29	1355.29	RAT	RAT	27/04/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	P0400176	925.57	925.57	953.49	953.49	RAT	RAT	29/04/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406614	1289.14	1289.14	1311.34	1311.34	RAT	RAT	11/05/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406619	973.42	973.42	1034.23	1034.23	RAT	RAT	13/05/2016
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0403440	2775.5	2775.5	3103.54	3103.54	RAT	RAT	16/05/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406638	92.99	92.99	94.59	94.59	RAT	RAT	10/06/2016
INCLUSIàN	7	RSAAVEDRA	16	C0406705	1615.9	1615.9	1694.1	1694.1	RAT	RAT	09/11/2016
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV	16	D0400009	2158.67	2158.67	2440.58	2440.58	RAT	RAT	17/11/2016
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	C0406715	2405.92	2405.92	2587.85	2587.85	RAT	RAT	22/11/2016
INCLUSIàN	7	LVILLANUEV	16	P0400200	695.37	695.37	695.37	695.37	RAT	RAT	30/11/2016

Fuente: MICREDIT.SAC

INCLUSIòN	7	RSAAVEDRA	16	C0407244	1359.96	1359.96	1401.12	1401.12	RAT	RAT	29/08/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	C0407251	2793.36	2793.36	3030.44	3030.44	RAT	RAT	13/09/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	C0407255	1838.78	1838.78	2051.37	2051.37	RAT	RAT	13/09/2018
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV	16	D0400202	874.99	874.99	991.46	991.46	RAT	RAT	13/09/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	C0407258	852.13	852.13	942.99	942.99	RAT	RAT	18/09/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	P0400459	1917.37	1196.58	0	0	NRO	NRO	20/09/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	P0400461	1422.29	1422.29	1507.77	1507.77	RAT	RAT	20/09/2018
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV	16	D0400206	164.11	0	0		NRO	CANC	24/09/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0402092	103.57	0	0		NRO	CANC	25/09/2018
DEPENDIENT	30	RSAAVEDRA	16	D0400208	2353.1	2353.1	2544.67	2544.67	RAT	RAT	26/09/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	S0402096	311.25	0	0		NRO	CANC	27/09/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	P0400468	1314.97	1314.97	1466.35	1466.35	RAT	RAT	29/09/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	C0407280	7480.03	7480.03	8610.24	8610.24	RAT	RAT	09/10/2018
INCLUSIòN	7	RSAAVEDRA	16	S0402101	935.06	935.06	964.63	964.63	RAT	RAT	10/10/2018

DEPENDIENT	30	RSAAVEDRA	16	D0400217	1547.42	1407.42	1594.66	1407.41	RAT	RAT	11/10/2018
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV	16	D0400220	402.82	402.82	439.58	439.58	RAT	RAT	13/10/2018
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV	16	D0400223	995.06	995.06	1121.07	1121.07	RAT	RAT	15/10/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0402104	313.9	0	0		NRO	CANC	16/10/2018
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV	16	D0400225	1577.64	1577.64	1770.28	1770.28	RAT	RAT	17/10/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	C0407588	0	1758.1	0	0	DES	NRO	02/10/2019
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	C0407589	0	7000	0	0	DES	NRO	09/10/2019
MICRONEGO	7	LVILLANUEV	16	C0407590	0	1765.55	0	0	DES	NRO	07/10/2019
MICRONEGO	7	RSAAVEDRA	16	C0407592	0	1235.33	0	0	DES	NRO	09/10/2019
MICRONEGO	7	LVILLANUEV	16	C0407593	0	513.54	0	0	DES	NRO	11/10/2019
MICRONEGO	7	RSAAVEDRA	16	C1600000	0	399.05	0	0	DES	NRO	17/10/2019
MICRONEGO	1	LVILLANUEV	16	C1600003	0	884.51	0	0	DES	NRO	19/10/2019
MICRONEGO	7	LVILLANUEV	16	C1600004	0	903	0	0	DES	NRO	19/10/2019
MICRONEGO	7	LVILLANUEV	16	C1600005	0	1522.35	0	0	DES	NRO	22/10/2019
MICRONEGO	30	LVILLANUEV	16	C1600006	0	700	0	0	DES	NRO	23/10/2019
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C1600008	0	8000	0	0	DES	NRO	26/10/2019
MICRONEGO	7	RSAAVEDRA	16	C1600009	0	3800	0	0	DES	NRO	29/10/2019

Fuente: MICREDIT.SAC

MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0407016	3017.18	3017.18	3226.92	3226.92	RAT	RAT	05/01/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0407023	1122.43	1122.43	1188.12	1188.12	RAT	RAT	08/01/2018
INCLUSIÒN	1	LVILLANUEV,	16	S0401974	1363.08	1363.08	1363.08	1363.08	RAT	RAT	12/01/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV,	16	C0407030	789.12	789.12	858.75	858.75	RAT	RAT	18/01/2018
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV,	16	D0400114	960.47	960.47	1085.53	1085.53	RAT	RAT	01/02/2018
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV,	16	D0400116	110.12	110.12	115.6	115.6	RAT	RAT	06/02/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0407045	3000	3000	3251.91	3251.91	RAT	RAT	07/02/2018
DEPENDIENT	30	LVILLANUEV,	16	D0400117	164.79	164.79	173	173	RAT	RAT	09/02/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV,	16	S0401992	1519.79	1519.79	1519.79	1519.79	RAT	RAT	21/02/2018
DEPENDIENT	30	RSAAVEDRA	16	D0400144	11838.79	11474.79	12644.39	11865.43	RAT	RAT	31/03/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0402022	1597.34	1597.34	1712.99	1712.99	RAT	RAT	03/04/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0407105	3000	3000	3261.76	3261.76	RAT	RAT	05/04/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV,	16	P0400402	491.29	491.29	518.14	518.14	RAT	RAT	27/04/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	P0400403	1006.57	1006.57	1094.39	1094.39	RAT	RAT	28/04/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0407126	7434.37	6710.62	0	0	NRO	NRO	04/05/2018
MICRONEGO	15	RSAAVEDRA	16	C0407128	2665.99	2665.99	2690.27	2690.27	RAT	RAT	05/05/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0402042	1660.42	1660.42	1790.11	1790.11	RAT	RAT	05/05/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV,	16	C0407143	464.46	434.46	484.6	436.8	RAT	RAT	24/05/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	C0407173	482.46	482.46	501.16	501.16	RAT	RAT	16/06/2018
INCLUSIÒN	7	RSAAVEDRA	16	S0402061	143.44	8.37	143.44	8.37	RAT	RAT	18/06/2018
MICRONEGO	30	LVILLANUEV,	16	P0400423	1957.12	1957.12	2167.86	2167.86	RAT	RAT	22/06/2018
MICRONEGO	30	RSAAVEDRA	16	S0402070	1169.56	969.56	1169.56	969.56	RAT	RAT	18/07/2018

Fuente:
MICREDIT.SAC

Validación de instrumentos

Anexo B-2

UNIVERSIDAD CESAR VALLEJO

CONSTANCIA DE VALIDACIÓN

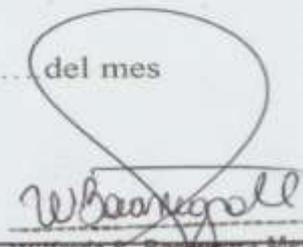
Yo Wilfredo Santiago Bocanegra Menino
 con DNI N° 40628476 de
 profesión Ing. Industrial con código CIP
(43779) desempeñándome actualmente
 como P.E. / DTC
 en Vacaciones / UCV

Por este medio de la presente hago constar que he revisado con fines de Validación los instrumentos, a los efectos de su aplicación en la FINANCIERA "MICREDITPERU".

Luego de hacer las observaciones pertinentes, puedo formular las siguientes apreciaciones:

	DEFICIENTE	ACEPTABLE	BUENO	MUY BUENO	EXCELENTE
1. Congruencia de ítems				✓	
2. Amplitud de contenido				✓	
3. Redacción de los ítems				✓	
4. Pertinencia				✓	
5. Metodología				✓	
6. Coherencia					✓
7. Organización					✓
8. Objetividad					✓
9. Claridad					✓

En señal de conformidad firmo la presente en la ciudad de Trujillo a los... del mes
del 2019.


Wilfredo S. Bocanegra Menino
 ING. INDUSTRIAL
 R. CIP 43779



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN

Yo SANTIAGO JALGA VAHARRASI
con DNI 18878980 N° de
profesión ZAC INGENIERIA con código CIP
139860 desempeñándome actualmente
como D.T.C
en UCV

Por este medio de la presente hago constar que he revisado con fines de Validación los instrumentos, a los efectos de su aplicación en la FINANCIERA "MICREDITPERU".

Luego de hacer las observaciones pertinentes, puedo formular las siguientes apreciaciones:

	DEFICIENTE	ACEPTABLE	BUENO	MUY BUENO	EXCELENTE
1. Congruencia de ítems					✓
2. Amplitud de contenido					✓
3. Redacción de los ítems					✓
4. Pertinencia					✓
5. Metodología					✓
6. Coherencia					✓
7. Organización					✓
8. Objetividad					✓
9. Claridad					✓

En señal de conformidad firmo la presente en la ciudad de Trujillo a los 02 del mes de enero del 2019.

D. JALGA



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN

Yo Julio Cesar Aldana Bomibaz
con DNI N° 18066605 de
profesión Ing. Industrial con código CIP
61229 desempeñándome actualmente
como docente universitario / Coordinador de PCP
en UCV / Lindley

Por este medio de la presente hago constar que he revisado con fines de Validación los instrumentos, a los efectos de su aplicación en la FINANCIERA "MICREDITPERU".

Luego de hacer las observaciones pertinentes, puedo formular las siguientes apreciaciones:

	DEFICIENTE	ACEPTABLE	BUENO	MUY BUENO	EXCELENTE
1. Congruencia de ítems					X
2. Amplitud de contenido					X
3. Redacción de los ítems					X
4. Pertinencia					X
5. Metodología					X
6. Coherencia					X
7. Organización					X
8. Objetividad					X
9. Claridad					X

En señal de conformidad firmo la presente en la ciudad de Trujillo a los....del mes de...del 2019.

Cláusula de confidencialidad

Anexo B-3

CLAUSULA DE CONFIDENCIALIDAD

Adicional al Contrato de Trabajo Indeterminado de fecha 15 de Noviembre del 2019, celebrado entre **MICREDITO S.A.C.**, -- en adelante MICREDITO-- y **EL SR. LUIS FERNANDO RÍOS BOCANEGRA**

Mediante el presente documento **EL SR. LUIS FERNANDO RÍOS BOCANEGRA** deja expresa constancia del pacto de confidencialidad acorde con la naturaleza de los bienes y servicios pactados con MICREDITO, respecto a la información, procedimientos y/o acuerdos en los cuales participe o tome conocimiento de parte de MICREDITO y/o sus asesores y/o accionistas, incluso en caso de resolución de la relación contractual, en el cargo de **PASANTE EN EL ÁREA DE CRÉDITOS DE LA TIENDA TRUJILLO, Alto Trujillo** o cualquier otra relación, en la cual tuvo, tiene o tendrá acceso y manejo de información clasificada con carácter de "estratégica, reservada, confidencial y de índole estrictamente privado" la cual reconoce es de exclusivo interés y propiedad intelectual de MICREDITO. En virtud de ello, se compromete y obliga a guardar el secreto de la información, durante cinco (5) años, en consecuencia, tiene expresamente prohibido revelar o difundir cualquier detalle de las comunicaciones, negocios, hechos, actos o contratos realizados o reuniones en las que directa o indirectamente interviniera incluso antes de la celebración del presente. El pacto prohíbe difundir informes o conclusiones emitidas, así como cualquier comunicación, documento, hecho, negocio o situación de la que hubiere tomado conocimiento en el ejercicio del cargo e incluso del presente documento; ya sea en provecho propio o de terceros e incluso no podrán ser utilizadas como pruebas ante instancia judicial o arbitral ajena a las partes, salvo ello fuere absolutamente necesario por razones de índole legal, debiendo en todo caso actuar con la debida diligencia limitando su revelación a las circunstancias particulares.

La infracción de la obligación de confidencialidad que se pacta mediante el presente, constituye causal de resolución de pleno derecho y automática del contrato, sin perjuicio de las sanciones que se pacten, ni de las acciones civiles y penales (165º C.P.) que correspondan. Constituye agravante a cargo del trabajador, que la infracción se realice, efectúe o difunda por hecho propio o de terceros ante o se propale por un medio de comunicación. El ejercicio de las acciones correspondientes no exime al servidor de responder en los procesos correspondientes y/o con los importes indemnizatorios por los daños y perjuicios que pudieran derivarse de la infidencia o violación cometida o permitida, en acciones que pueda interponer tanto MICREDITO como la persona directamente perjudicada, incluso después de vencido el plazo de prohibición.

Lugar y fecha: Trujillo, 15 de Noviembre del 2019

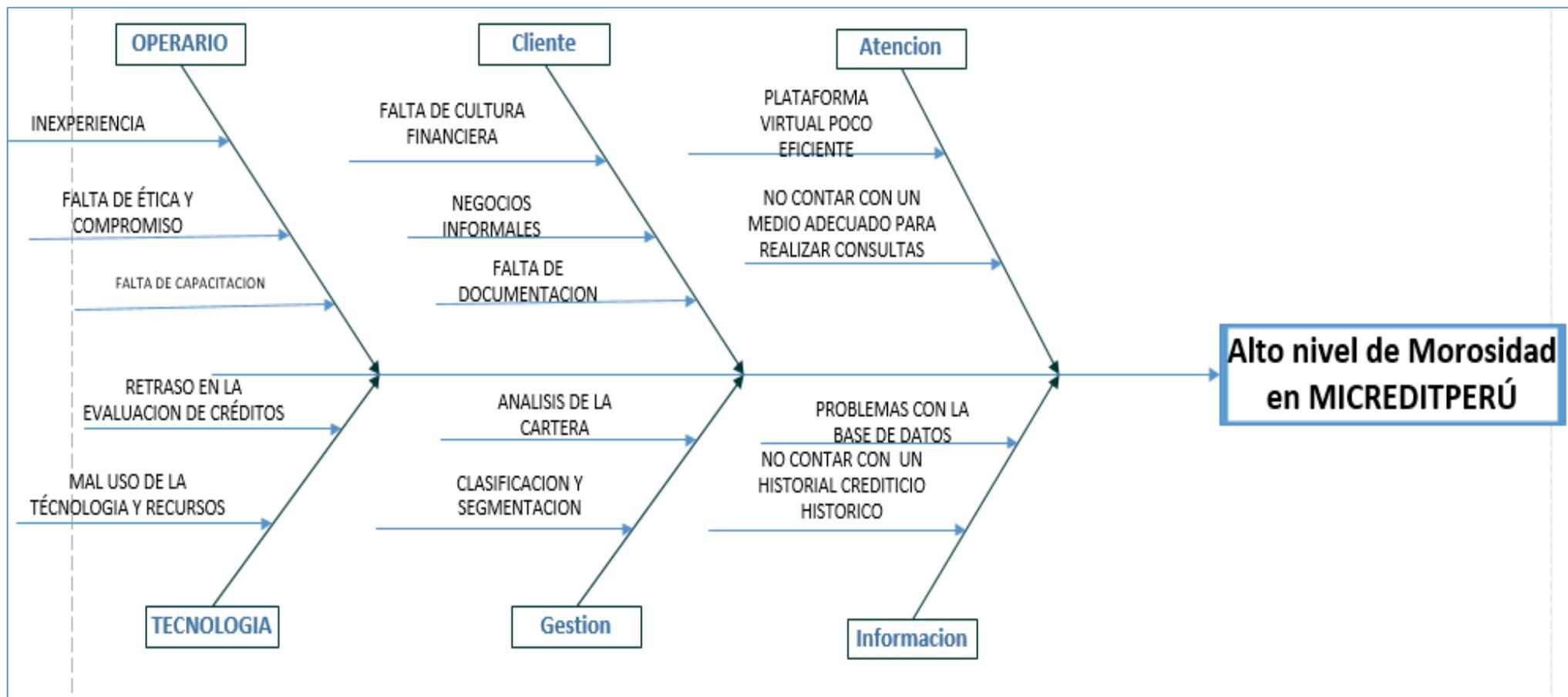
Firma : [Firma]

Nombre: Luis Fernando Ríos Bocanegra

Doc. Identidad: 72661320



Anexo B-4 Diagrama de Ishikawa





UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

Trujillo, 10 de diciembre de 2020

**AUTORIZACIÓN PARA EL DESARROLLO DEL PROYECTO DE
INVESTIGACION**

Con la firma del presente documento se da la autorización al tesista RIOS BOCANEGRA LUIS FERNANDO con DNI: 72661320 para el desarrollo de la tesis titulada **"Scoring de Gestión de Riesgos para Reducir el Índice de Mora de Micredito SAC del distrito de Alto Trujillo, 2020"** siendo conveniente la realización de este documento para la mejora y conformidad de los datos expuestos en la presente tesis.

Atentamente,



ALDO CLAUDIO ARAUJO SANCHEZ
DIRECTOR INVESTIGACION Y EVALUACION
MICROFINANCIERO



Trujillo, 10 de diciembre del 2020

CONSTANCIA

EL QUE SUSCRIBE GERENTE DE ADMINISTRACIÓN Y FINANZAS DE LA EMPRESA MICREDITO SAC:

Que, en respuesta a la **SOLICITUD** del alumno RIOS BOCANEGRA, Luis Fernando, identificado con Nro. de DNI 72661320, para publicar los resultados de la investigación denominada "SCORING DE GESTION DE RIESGO PARA REDUCIR EL ÍNDICE DE MORA DE MICREDITO SAC EN EL DISTRITO DE ALTO TRUJILLO 2020".

Se resuelve:

AUTORIZAR la publicación de dichos resultados de la investigación.

Se extiende la presente constancia a solicitud de la parte interesada.

Atentamente,

LUCY ELINOR AMAYA SAAVEDRA
Gerente de Administración y Finanzas
MICREDITO PERÚ